

G

Département de géomatique appliquée
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

Effets de la résolution spatiale et des méthodes de classification
d'images satellites pour améliorer la carte forestière : étude de cas
près de la rivière Watopeka

Michèle Laflamme

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de
Maître ès sciences (M.Sc.) en géographie, cheminement géomatique

Novembre 2005

© Michèle Laflamme, 2005

I-2127

*De l'infiniment grand à l'infiniment petit, le monde peut être
examiné à travers la loupe d'un géant ou le télescope d'une
fourmi.*

RÉSUMÉ / ABSTRACT

Cela fait plusieurs années que des professionnels expérimentent diverses approches pour extraire de façon plus ou moins automatique des paramètres forestiers à partir d'images numériques. Actuellement, les principales sources d'information utilisées pour la planification des interventions forestières demeurent les cartes forestières et placettes d'échantillonnages des programmes d'inventaires forestiers. Le traitement d'images peut apporter une valeur ajoutée intéressante. Étant donné la grande diversité d'images disponibles sur le marché, on peut se demander quelle est la résolution spatiale optimale dans un contexte de planification forestière. En effet, si la résolution est trop fine, le traitement des images peut s'avérer complexe et difficile à intégrer aux pratiques forestières. Si la résolution spatiale est trop grossière, des informations peuvent se perdre et entraîner une perte de fiabilité du produit. Notre projet suppose que la résolution spatiale optimale est de la même taille que celle de la couronne d'un arbre. L'objectif du projet était d'insérer des informations significatives, intra-polygonales, issues de traitements d'images satellites (matriciel) à la carte forestière (vectoriel) pour trois classes : les érablières, les trouées et les îlots résineux. Les traitements réalisés reposent essentiellement sur deux méthodes : la classification par pixel et la classification par objet (segmentation). Cette dernière utilise des algorithmes faisant appel à la logique floue. En tout, 4 classifications ont été réalisées sur des images de résolutions spatiales variant entre 1 et 30 mètres provenant des satellites IKONOS-2, SPOT-5 et LANDSAT-7. Les meilleurs résultats des traitements proviennent d'images d'une résolution spatiale de 10 mètres, ce qui avoisine la grandeur du houppier individuel. L'intégration de statistiques, provenant du traitement, sur des paramètres ciblés a permis de préciser les informations descriptives associées à chacun des polygones constituant la carte forestière.

For many years now, professionals have experimented several approaches to extract forest characteristics with various level of automated algorithms applied to digital images. Currently, the main source of information for forest harvest planning is extracted from forestry maps and samples plots from forest inventory programs. Digital image processing can be a complement to the current operational approaches. With the wide variety of available images on the market, it is relevant to define the optimal spatial resolution for forest planning. For fine image resolutions, processing can become complex and hard to integrate in forestry practices. For coarse image resolutions, information can be lost resulting in a loss of reliability for the product. The current project is based on the premise that optimal spatial resolution is at the approximate size of typical tree crown. The objective was to identify intra-polygonal areas from satellite image (raster) processing in a forest map (vector) for sugar maple stands, clear areas and pure conifer patches. Two methods were used in this project for the image processing : pixel and object-based (segmentation) classifications. The latter uses fuzzy logic algorithms. Overall, 4 classifications were produced on images with spatial resolution ranging from 1 to 30 meters with IKONOS-2, SPOT-5 and LANDSAT-7 satellite images. The best results were those from 10 meters images which is near from an individual tree crown size. The integration of statistical information on chosen parameters in the forest map enabled us to add useful descriptive information in each polygon.

© Michèle Laflamme, novembre 2005.

Département de géomatique appliquée

Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke.

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	i
LISTE DES FIGURES.....	ii
LISTE DES TABLEAUX.....	iv
LISTE DES ANNEXES	vi
REMERCIEMENTS	vii
1. INTRODUCTION.....	1
2. CADRE THÉORIQUE.....	4
2.1. Travaux antérieurs et fondements théoriques	4
2.1.1. Télédétection forestière	4
2.1.2. Analyse numérique des images satellites du milieu forestier	7
2.1.3. La reconnaissance des paramètres forestiers à partir d'images numériques	10
2.2. Problématique.....	11
2.2.1. Les informations nécessaires à la planification des interventions forestières	11
2.2.2. Les outils de connaissance forestière	12
2.2.3. La résolution spatiale optimale pour le milieu forestier	15
2.3. Hypothèse	17
2.4. Objectifs	18
2.5. Délimitation, limitation et cadre du projet	19
3. CADRE EXPÉRIMENTAL	20
3.1. Site d'étude	20
3.2. Méthodologie	23
3.2.1. Inventaire et acquisition des données	23
3.2.2. Analyse et préparation des données	28
3.2.3. Traitement des données	33
3.2.4. Intégration des données matricielles et vectorielles	40
4. RÉSULTATS	42
4.1. Les classifications	42
4.1.1. Classification par objet	42
4.1.2. Classification par pixel	50
4.1.3. Exactitude des classifications	50
4.2. Comparaison des images classifiées.....	52
4.2.1. Comparaison cartographique	52
4.2.2. Thèmes intra-polygonaux recherchés	54
4.2.3. Géométrie des polygones	59
4.3. Intégration aux polygones forestiers	62
5. INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS ET DISCUSSION	64
5.1. Interprétation des résultats.....	64
5.2. Discussion.....	68
5.3. Perspectives	70
6. CONCLUSION	73
REFERENCES	76
ANNEXES.....	81

LISTE DES FIGURES

Figure 1	Comparaison d'un segment et d'un pixel.....	9
Figure 2	Exemple d'image IKONOS avec des polygones d'inventaire forestier (1 :10000).....	15
Figure 3	Comparaison des résolutions spatiales par rapport à la taille des cimes. Image IKONOS d'une résolution spatiale de un mètre.....	16
Figure 4	Carte illustrant le site d'étude.....	22
Figure 5	Organigramme méthodologique.....	25
Figure 6	Processus pour la préparation des échantillons de validation (zones).....	32
Figure 7	Étapes pour la classification par objet	35
Figure 8	Étapes pour la classification par pixel	38
Figure 9	Processus pour l'intégration d'une image classifiée aux polygones forestiers.....	41
Figure 10	Exemples de segments pour les niveaux 1 et 2 de l'image IKONOS.....	44
Figure 11	Exemples de segments pour les niveaux 1 et 2 de l'image SPOT-5	44
Figure 12	Processus pour générer la classe « résineux » pour l'image SPOT-5	46
Figure 13	Processus pour générer la classe « résineux » pour les images IKONOS	46
Figure 14	Processus pour générer la classe « endroits dégagés » pour l'image SPOT-5.....	48
Figure 15	Processus pour générer la classe « endroits dégagés »pour les images IKONOS	48
Figure 16	Processus pour générer la classe « érablières » pour l'image SPOT-5	49
Figure 17	Processus pour générer la classe « érablières »pour les images IKONOS	49
Figure 18	Images classifiées	53
Figure 19	Comparaison des classifications pour l'identification d'un îlot résineux	54
Figure 20	Comparaison des classifications pour l'identification d'érablières.....	56
Figure 21	Comparaison des classifications pour l'identification d'une trouée.....	58
Figure 22	Graphique illustrant la distribution des polygones en nombre de polygones par classe de superficie	59
Figure 23	Graphique illustrant la distribution des polygones en superficie (ha) par classe de superficie	60
Figure 24	Graphiques illustrant la distribution des superficies des polygones par taille de superficie pour chacune des classes du projet.....	61
Figure 25	Exemple illustrant l'intégration de la classification par objet de l'image SPOT-5 dans un polygone de la carte forestière de Domtar Inc.....	63
Figure 26	Carte illustrant la répartition des peuplements pour le site d'étude	83
Figure 27	Carte montrant la répartition des points utilisés pour comparer la précision relative des couches.....	84
Figure 28	Carte illustrant l'échantillonnage	85
Figure 29	Hiérarchies des classes pour l'image IKONOS	86
Figure 30	Hiérarchies des classes pour l'image SPOT-5.....	86

Figure 31	Processus pour générer la classe « mixte » pour l'image SPOT-5	87
Figure 32	Processus pour générer la classe « mixte » pour les images IKONOS.....	87
Figure 33	Processus pour générer la classe « autres feuillus » pour l'image SPOT-5	88
Figure 34	Processus pour générer la classe « autres feuillus » pour les images IKONOS	88
Figure 35	Processus pour générer la classe « eau » au niveau 2 pour l'image SPOT-5.....	89
Figure 36	Processus pour générer la classe « eau » au niveau 1 pour l'image SPOT-5.....	89
Figure 37	Processus pour générer la classe « eau » au niveau 2 pour les images IKONOS	90
Figure 38	Processus pour générer la classe « eau » au niveau 1 pour les images IKONOS	90
Figure 39	Processus pour générer la classe « ombre » pour les images IKONOS.....	91
Figure 40	Classification par objet pour les images IKONOS.....	97
Figure 41	Classification par objet pour l'image du satellite SPOT-5	98
Figure 42	Classification par pixel pour l'image du satellite SPOT-5	99
Figure 43	Classification par pixel pour l'image ETM+ de LANDSAT	100

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1	Exemples de capteurs d'images satellites utilisés en foresterie.....	5
Tableau 2	Exemples d'applications reliées à la foresterie.....	6
Tableau 3	Exemple de l'apport de la géomatique pour la planification des interventions forestières chez Domtar Inc.	12
Tableau 4	Nombre de pixels selon la résolution spatiale.....	17
Tableau 5	Superficies par type de strates pour la région d'étude.....	21
Tableau 6	Caractéristiques des différentes images utilisées pour l'étude.....	24
Tableau 7	Tableau des aires minimales de photo-interprétation utilisées	28
Tableau 8	Description des classes choisies.....	30
Tableau 9	Distribution des échantillons par classe	33
Tableau 10	Paramètres de calcul pour la segmentation de l'image IKONOS.....	43
Tableau 11	Paramètres de calcul pour la segmentation de l'image SPOT-5	43
Tableau 12	Sommaire des résultats de classification toutes classes confondues pour les différentes images	51
Tableau 13	Sommaire des résultats de classification par classe.....	52
Tableau 14	Couleurs associées aux différentes classes.....	52
Tableau 15	Compilation du taux de succès pour l'identification de 9 îlots résineux entre 0,5 ha et 4 ha	55
Tableau 16	Exactitudes globales des classifications sans la classe « érablières »	57
Tableau 17	Compilation du taux de succès pour l'identification de 10 trouées entre 0,5 ha et 4 ha	58
Tableau 18	Liste de dix polygones photo-interprétés « FTR » avec leur répartition en superficie (ha) calculée à l'aide de la carte forestière « améliorée ».....	63
Tableau 19	Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par objet pour les images IKONOS.....	92
Tableau 20	Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par objet pour les images IKONOS.....	92
Tableau 21	Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par objet pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5	93
Tableau 22	Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par objet pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5	93
Tableau 23	Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5.....	94
Tableau 24	Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5.....	94
Tableau 25	Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du capteur ETM+ de LANDSAT.....	95
Tableau 26	Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du capteur ETM+ de LANDSAT.....	95

Tableau 27	Exactitudes globales pour trois méthodes alternatives.....	101
Tableau 28	Exactitudes par classe pour trois méthodes alternatives	101

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1 - Liste des types de peuplements présents dans la zone d'étude	81
Annexe 2 - Cartes appuyant la méthodologie	82
Annexe 3 - Hiérarchies des classes pour la classification par objet.....	86
Annexe 4 - Règles de classification et fonctions discriminantes pour les classes secondaires.....	87
Annexe 5 - Matrices de confusion pour les images classifiées.....	92
Annexe 6 - Cartes illustrant les classifications thématiques.....	96
Annexe 7 - Résultats pour les méthodes alternatives essayées.....	101
Annexe 8 - Intégration aux polygones forestiers	102

REMERCIEMENTS

Plusieurs personnes de différents organismes ont été impliquées. Premièrement, un énorme remerciement à Richard Fournier, professeur à l'Université de Sherbrooke pour son temps, ses remarques pertinentes et sa grande gentillesse. Il est important de mentionner que le présent projet s'est étalé sur près de 5 ans puisqu'il a été fait à temps partiel durant de longues fins de semaines et de courtes vacances. Un merci tout spécial à mon patron Raymond Vanier, ing. f. chez Domtar Inc. pour son support et sa compréhension. Merci également à toute l'équipe du service de l'approvisionnement en fibres pour leur patience et tout spécialement à Francis Bombardier, t. for., Patrick Cartier, ing. f., Pierre Duval, ing. f., Christian Guimont, ing. f., Jean-Guy Bédard, a.g. et Gilles Richard, géogr. pour leur participation au projet. Un grand merci également à Domtar Inc. pour l'acquisition de l'image SPOT-5 et l'accès aux données.

Un remerciement semblable est également de mise au Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL) qui a fourni une partie des données. Merci à Stéphane Lhomme, Stéphanie Brazeau et Genevière Crevier pour le support au traitement des images. Linda Bellalite, professeure à l'Université de Sherbrooke, pour ses précieux conseils sur l'articulation d'une problématique. Un merci particulier à Bernard Massé, ing. f. chez Del Degan, Massé et associés inc. pour la photo-interprétation réalisée pour le projet et pour son point de vue pratique. Enfin, cette page ne sera jamais assez solide pour contenir toute l'émotion de gratitude envers les membre de ma famille et amis qui m'ont supportée et relevée dans les moments difficiles.

Merci à tous les gens qui ont participé de près ou de loin à ce projet.

1. INTRODUCTION

L'importance de la ressource forestière est palpable tant au niveau environnemental, économique que social. Les forêts canadiennes fournissent une industrie forestière de plus de 80 milliards de dollars ([Ressources naturelles Canada 2004](#)) et plus de 375 000 personnes y ont un emploi directement relié ([Ressources naturelles Canada 2004](#)). Cette industrie a vécu, depuis les vingt dernières années, de profonds changements. Le nombre croissant d'intervenants a favorisé son évolution, entre autres, par le biais de politiques, de législations et de consultations publiques. Les types de récoltes se sont raffinés et la pérennité de la ressource forestière est devenue de plus en plus importante pour la survie de l'industrie. Dans ce contexte, la connaissance forestière joue un rôle vital pour la planification et le suivi des interventions en forêt et leur impact à court, moyen et long termes.

L'intégration de plusieurs sources de données joue un rôle dominant dans notre quête de compréhension et de comptabilisation des ressources forestières. En ce sens, la géomatique a vécu une percée spectaculaire ces dernières années pour toutes les sphères des intervenants en forêt. Cette science qui traite de la collecte, du stockage, du traitement et de la diffusion des données géospatiales ([Bergeron 1993](#), [Malczewski 1999](#)) s'est surtout faite remarquer grâce aux systèmes d'information géospatiaux (SIG). Les logiciels utilisés en ce domaine jouent un rôle centralisateur pour l'analyse et la présentation des informations ([Payn et al. 1999](#)).

Les outils actuels de connaissance du territoire forestier passent principalement par les programmes d'inventaires forestiers qui seront plus amplement discutés dans le texte. Le produit principal de ces programmes est la carte forestière ou écoforestière dont l'échelle de confection entraîne une dimension typique des polygones représentant les peuplements forestiers homogènes. Comme les objectifs de création de la carte peuvent varier de son utilisation, il arrive assez souvent que l'information forestière à l'intérieur des polygones soit insuffisante ou apparemment inexacte. Une solution pour remédier à ce problème est de faire une nouvelle carte forestière avec une échelle plus fine et/ou

l'utilisation de critères de création différents. Toutefois, les coûts reliés aux inventaires forestiers sont élevés. De plus, le désir d'assurer une constance à travers le temps pour obtenir une meilleure fiabilité sur les scénarios d'aménagement demande de minimiser la révision des polygones forestiers. Avec cette vision des choses, nous nous sommes demandé si le traitement d'images satellites pouvait être une solution pour préciser l'information intra-polygone.

La télédétection de la forêt à partir d'images satellites connaît de multiples applications. Différentes études ont porté sur les techniques de traitement d'images numériques pour la discrimination automatique des peuplements à l'aide d'images satellites de différentes résolutions spatiales. Une question se pose donc, à savoir : pour quelle résolution spatiale optimale est-il possible d'obtenir l'information désirée tout en respectant un seuil de fiabilité suffisant ? Le choix de la résolution spatiale dépend, entre autres, de l'information cherchée et des techniques utilisées pour extraire l'information des images. Une résolution spatiale trop grossière produit un échantillonnage trop faible pour certains types de traitement d'image tandis qu'une résolution trop fine entraîne une complexification du traitement causée par une plus grande variabilité locale. Nous croyons que la classification d'images multispectrales d'une résolution spatiale avoisinant la grandeur du houppier individuel contribue à améliorer la qualité des informations géométriques et descriptives nécessaires à la planification des interventions forestières.

Le résultat des classifications d'images satellites est habituellement une donnée de type matriciel. La carte forestière, largement utilisée en aménagement forestier, entre autres, pour l'estimation des volumes de bois est, quant à elle, de type vectoriel. Si l'on veut utiliser les informations résultant des classifications d'images dans un contexte pratique d'aménagement forestier, il est pertinent d'intégrer les informations des images satellites aux polygones des cartes forestières. Ceci afin qu'elles soient utilisables non seulement visuellement, mais aussi statistiquement dans le processus de planification des interventions forestières. L'objectif du présent projet est d'ajouter à la carte forestière vectorielle des informations forestières descriptives supplémentaires

provenant du traitement d'images satellites. Le détail des informations forestières recherchées est discuté plus amplement dans le texte.

Ce projet a été réalisé en collaboration entre le Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL) de l'Université de Sherbrooke et le département de foresterie de Domtar Inc. à Windsor près de Sherbrooke. Le choix des groupes d'informations forestières a été fait d'une part pour répondre à certains besoins exprimés par Domtar Inc. concernant l'exploitation forestière et d'autre part pour faire le lien avec les travaux de recherches que l'on retrouve actuellement dans la littérature.

2. CADRE THÉORIQUE

2.1. Travaux antérieurs et fondements théoriques

2.1.1. Télédétection forestière

En foresterie, on utilise fréquemment le terme « télédétection » pour désigner deux activités distinctes : la collecte des images et les méthodes pour l'interprétation de ces images (Franklin 2001, Gougeon 1996). Ces dernières peuvent provenir de différents médias, comme des photographies aériennes, des images satellites ou d'autres types de capteurs (Howard 1991). Elles peuvent être utilisées sur une base visuelle et/ou numérique. (Franklin 2001).

Échelle, résolution et capteurs

La notion d'échelle est au cœur des travaux impliquant la télédétection. Il s'agit d'un concept assez complexe et très important pour l'utilisation et l'analyse de données géographiques (Marceau 1999). On parle même d'une science de l'échelle (Goodchild et Quattrochi 1997, Marceau et Hay 1999). Cao & Lam (1997) ont distingué quatre formes d'échelle : cartographique, géographique (ou d'observation), opérationnelle et de mesure. L'étude du milieu forestier peut se faire à différentes échelles lesquelles montreront différents patrons d'une même réalité selon l'échelle (Gustafson 1998, Marceau 1999, Avery 2002). De plus, l'utilisation étendue des SIG apporte la possibilité d'une représentation multiéchelle (Goodchild et Quattrochi 1997) qui demande de tenir compte de la divergence entre les échelles de saisie des différentes sources de données (Burrough 1986).

Dans le contexte d'utilisation d'images satellites, la notion d'échelle est souvent associée au terme « résolution ». Dans les différents ouvrages consultés, celle-ci se divise généralement en trois ou quatre types distincts. Pour le présent document, la *résolution spectrale* concerne la portion du spectre qui est captée, la *résolution radiométrique* concerne le nombre de niveaux de gris que le capteur enregistre, la *résolution temporelle* concerne l'intervalle de revisite du satellite et la *résolution spatiale* concerne la finesse des

détails de l'image (Verbyla 1995, Schowengerdt 1997, Longley et al. 2001, Franklin 2001, Jensen 2005). Cette dernière est donc celle qui a le plus d'intérêt pour la présente étude et qui s'approche le plus du concept d'échelle. Le tableau 1 présente quelques capteurs d'images satellites utilisés pour le milieu forestier. Ils comportent chacun leurs avantages et désavantages qui sont surtout reliés aux différents types de résolutions (Franklin 2001, Jensen 2005).

Les systèmes satellitaires optiques disponibles ont habituellement un capteur panchromatique et un deuxième, multispectral. L'image panchromatique ayant généralement une résolution spatiale plus fine que l'image multispectrale. Le choix d'un type d'image plutôt qu'un autre, dépend, entre autres, de l'échelle et des coûts (Franklin 2001). Les images de résolution spatiale plus grossière couvrent généralement un territoire plus étendu que celles ayant une résolution spatiale très fine. L'équilibre entre le niveau de détails désiré et les coûts en temps et en argent pour l'acquisition et le traitement des images demeure un défi.

Tableau 1 Exemples de capteurs d'images satellites utilisés en foresterie

Description	Capteur	Résolution spatiale (m)	Échelle
NOAA-X	AVHRR	m : 1100	globale
LANDSAT-5	TM	30-120	régionale
LANDSAT-7	ETM+	p : 15- m: 30	régionale
ERS-1	SAR	m: 26	régionale
SPOT-4	HRV	p : 10 - m :20	régionale
SPOT-5	HRV	p: 5 - m: 10	locale
Space imaging	IKONOS	p: 1 – m: 4	locale
DigitalGlobe	QuickBird	p: 0.61 – m: 2.44	locale

Note : « p » : panchromatique et « m » : multispectral

Applications de la télédétection à la foresterie

Franklin (2001) suggère quatre catégories d'applications les plus importantes en télédétection forestière : la cartographie des couverts forestiers, la cartographie des inventaires forestiers, la détection du changement et la modélisation forestière. Le tableau 2 illustre différentes applications trouvées dans la littérature qui ont été classées selon l'échelle d'observation. Cette dernière peut également être consultée selon le type

de capteur d'images satellite au tableau 1, ce qui nous donne un aperçu du type d'application possible selon le type de capteur utilisé.

Comme on peut le constater, les applications reliées à l'utilisation des images satellites sont diverses. Par contre, l'utilisation de la télédétection dans les processus d'inventaire forestier et dans le support à la décision reste encore à ce jour marginale (Franklin et al. 2000, Benz et al. 2004).

Tableau 2 Exemples d'applications reliées à la foresterie

Échelle	Résolution spatiale en mètres	Applications
Globale	> 30	Cartographie et suivi temporel du couvert végétal pour de grands territoires Modélisation de grands écosystèmes Études sur la fixation du carbone et l'effet de serre
Régionale	20-30	Suivi des perturbations naturelles régionales (feux, verglas, maladies, insectes). Mise à jour des inventaires forestiers (récoltes totales) Suivi temporel Cartographie grossière des habitats fauniques ou floristiques
Locale	< 20	Inventaires forestiers, évaluation de la structure et de la hauteur du couvert végétal Suivi des perturbations naturelles locales (chablis, verglas, maladies et autres formes de dépérissement) Évaluation fine des habitats fauniques ou floristiques Estimation de volumes de bois et de la biomasse

Inspiré de Bonn et al. 1992, Howard 1991, Gougeon 1996, Jensen 2005

Réponse spectrale du couvert végétal

Avant d'aborder les différentes techniques d'analyse numérique d'images, rappelons quelques éléments au sujet de la réponse spectrale du couvert végétal. D'abord, elle est assez complexe. En effet, elle est composée d'un ou d'une combinaison d'éléments comme le sol, l'ombre, les troncs d'arbres, des couches de feuilles à différentes hauteurs et différents angles incluant la végétation arbustive et les sous-étages de végétation (Gibson et Power 2000). La réflectance dans le proche infrarouge permet souvent de discriminer plusieurs espèces végétales (Lillesand et Kiefer 2000). C'est le cas pour les couverts résineux qui se distinguent bien des couverts feuillus car leur réflectance est plus faible, surtout dans la partie proche infrarouge (Lillesand et Kiefer 2000, Howard 1991). Aux aspects de signature, s'ajoutent les éléments de texture spatiale qui aident souvent à établir des patrons. C'est le cas pour déterminer la densité de certains

peuplements. Or les aspects de signature (tons de couleurs), texture et même les associations spatiales sont largement utilisées par les photo-interprètes pour créer les polygones des cartes écoforestières. Ce processus peut être adapté pour l'analyse des images satellites (Fournier et al. 1995, Jensen 2005).

2.1.2. Analyse numérique des images satellites du milieu forestier

La fiabilité des cartes thématiques résultant du traitement d'images satellites est au cœur de la problématique concernant leur utilisation (Zukowsky et al. 2001). La création des cartes thématiques provient habituellement de l'application d'algorithmes de classification basés sur la séparabilité spectrale (Jensen 2005). Les deux principales approches de classification d'images sont la classification dirigée, qui demande une connaissance *a priori* du territoire à classifier et la classification non dirigée, qui utilise des algorithmes générant des classes à partir des informations contenues dans les différents canaux spectraux des images (Richards et Jia 1999, Jensen 2005).

Il existe également toute une gamme de méthodes alternatives ou complémentaires utilisées pour le traitement numérique des images (Jensen 2005) du milieu forestier. Outre les méthodes qui utilisent l'information spectrale (Hoffbeck 1996), il y a celles basées sur le contexte spatial (Kartikeyan 1994, Baatz et Shaape 2000), la segmentation ou classification multiéchelle (Podest 2002, Baatz et Shaape 2000, Coburn et Roberts 2004), la classification orientée-objet (Flanders et al. 2003, Kressler 2003, Kellndorfer 2003, Benz et al. 2004), les analyses faisant appel à la logique floue (Townsend 2000, Puech et al. 2002), les analyses de texture (Haralick 1973, Coops & Culvenor 2000, Franklin et al. 2000, 2001, Podest 2002, Coburn et Roberts 2004), l'utilisation de la morphologie mathématique (Erikson 2004), l'analyse fractale (Goodchild 2001), les réseaux *Bayésiens* et neuronaux (Jensen 2005).

Dans le cadre de cette étude les aspects suivants seront examinés plus attentivement : (i) l'utilisation d'indices de végétation, (ii) l'apport de la texture et (iii) la classification orientée-objet.

L'utilisation d'indices de végétation

L'utilisation d'indices de végétation a fait sa place dans la télédétection forestière, surtout pour le suivi de la végétation à des échelles régionales et globales (Teillet et al. 1997, Schowenderdt 1997). Le plus populaire étant le NDVI (normalized difference vegetation index) qui peut être calculé avec la formule suivante (Teillet 1997, Richards et Jia 1999, Franklin 2001, Jensen 2005) :

$$\text{NDVI} = \frac{(\text{valeur proche infrarouge} - \text{valeur rouge})}{(\text{valeur proche infrarouge} + \text{valeur rouge})} \quad (1)$$

Cet indice a pour effet d'accentuer les contrastes pour la région du proche infrarouge dans le spectre électromagnétique (Gibson et Power 2000). Des listes d'indices potentiels sont fournies dans plusieurs ouvrages ou études (Showengerdt 1997, Gibson et Power 2000, Jensen 2005).

L'apport de la texture

Kayitakire et al. (2002a) soutiennent que pour des images de très haute résolution spatiale, les méthodes tenant compte du contexte spatial des pixels sont généralement plus performantes. Il existe plusieurs méthodes pour mesurer la texture d'un groupe de pixels. Dans le cas des peuplements forestiers, l'approche statistique par matrices de cooccurrence (Haralick 1973) a été utilisée par plusieurs auteurs (Franklin et al. 2000, 2001, Muinonen et al. 2001, Podest et Saatchi 2002, Kayitakire et al. 2002a). Les textures habituellement utilisées sont des statistiques 1er et 2e ordres telles que la variance ou les paramètres de cooccurrence (Jenson 2005).

L'utilisation de la texture peut améliorer entre 10 et 15 % de la classification des images en combinant les éléments spectraux et texturaux (Haralick 1973, Schowengerdt 1983, Franklin et al. 2000) par rapport à une classification spectrale seule. Toutefois, l'étude de Franklin et al. (2000) montre également que l'amélioration des résultats des classifications en utilisant la texture dépend du type forestier. En effet, l'amélioration était plus significative pour les peuplements feuillus que les peuplements résineux.

Des simulations de différentes structures forestières par Coops et Culvenor (2000) suggèrent que le pourcentage de couverture forestière ainsi que la grandeur des cimes jouent un rôle important sur la variance de la texture. La variance, par l'intermédiaire de variogrammes, sert d'ailleurs dans plusieurs études pour la mesure de la texture. (Woodcock et Strahler 1987, Saint-Onge et Cavayas 1995).

Classification par objet

Le principe de la classification est d'obtenir une image thématique sur laquelle des attributs significatifs ont été calculés par traitement d'image. Dans la classification par objet, au lieu de classer des pixels, comme c'est le cas dans la très grande majorité des applications (Jensen 2005), ce sont des segments ou objets (Kayitakire et al. 2002b) homogènes de l'image qui sont classifiés (figure 1). Les avantages de la classification par objet plutôt que par pixel sont l'utilisation de statistiques internes, comme la texture, l'utilisation de la forme des objets, l'utilisation des relations topologiques entre les objets et la relation entre les objets « terrain » et les objets dans l'image (Benz et al. 2004).

Flanders et al. (2003) ont utilisé le logiciel eCognition de Definiens pour identifier des zones de récoltes ainsi que d'autres paramètres forestiers par des techniques de segmentation menant à la classification par objet. Sur deux sites d'essais en Colombie-Britannique, ils ont obtenu de meilleurs résultats de classification par la méthode par objet comparativement à la méthode par pixel.

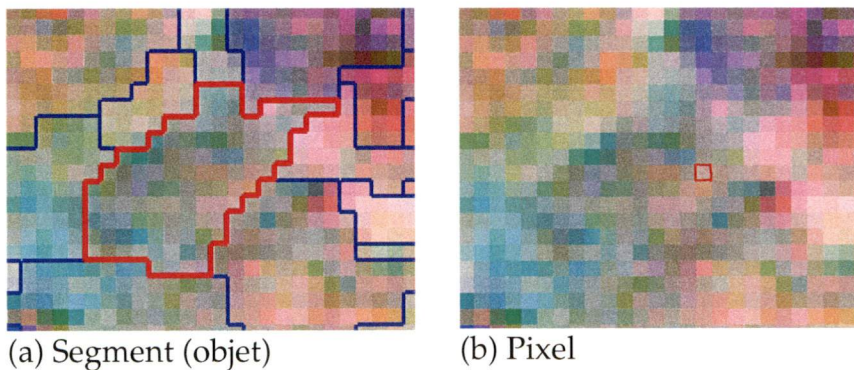


Figure 1 Comparaison d'un segment et d'un pixel

2.1.3. La reconnaissance des paramètres forestiers à partir d'images numériques

Un des buts des différentes techniques de traitement d'images du milieu forestier est l'obtention d'une cartographie du couvert forestier. Lors d'une photo-interprétation conventionnelle, la reconnaissance visuelle d'objets peut se faire grâce au ton, à la couleur, à la forme, à la taille, au patron, à la texture, à l'ombre, au site et à l'association (Howard 1991). Le degré de reconnaissance des paramètres de la strate dépend évidemment de l'échelle (Robert 1996) et dans le contexte d'imagerie satellite, de la résolution spatiale. Les éléments de stratification vont du type forestier, en passant par les espèces dominantes, les groupes d'essence, les classes d'âge, de densité, de hauteur ainsi que la reconnaissance de la régénération, des perturbations et des classes de volume (Robert 1996).

Avec l'émergence des images satellites à haute résolution spatiale, les études sur la forme des cimes (Fournier et al. 1995, Routiainen 2004) et leur délimitation individuelle par traitement d'image (Gougeon 1995, Leckie et al. 2003, Erikson 2004) prennent de la valeur. Les travaux de Leckie et al. (2003) sur des secteurs couverts par de jeunes peuplements résineux et des plantations ont été très positifs pour la création automatique de frontières de peuplements en utilisant les techniques de la délimitation individuelle des cimes combinées à des techniques de classification par objet. En effet, ils ont obtenu moins de 8% de différence entre les données « terrain » et le traitement d'image pour la classification des espèces. Cependant ces auteurs croient que pour des forêts plus complexes, les résultats ne seront probablement pas aussi bons.

Hyypä et Hyypä (2001) soulignent l'importance de la taille des peuplements forestiers sur l'inventaire forestier fait à partir d'images satellites, et ce, surtout pour les petits peuplements. Wulder et al. (2004), ont fait des travaux sur l'estimation de l'âge de peuplements en régénération en appliquant des techniques de segmentation et d'indice « tasseled cap » ETM+ de LANDSAT avec des résultats très intéressants.

Bien que plusieurs paramètres forestiers peuvent être distingués par traitement d'image, il n'existe actuellement aucun outil pour générer, de façon complètement

automatique, des polygones forestiers contenant toutes les informations de la strate forestière avec le degré de finesse requis pour l'aménagement forestier.

2.2. Problématique

2.2.1. Les informations nécessaires à la planification des interventions forestières

Étant donné que le projet vise plus particulièrement le processus de planification des interventions forestières, il convient de se demander (i) quelles sont les informations géospatiales nécessaires pour mener à bien ce processus, (ii) quels sont les outils géomatiques pour obtenir ces informations et (iii) comment peuvent-elles être utilisées.

Premièrement, la planification des interventions peut se faire à plus ou moins long terme. Dans le contexte québécois, on parle du plan général d'aménagement forestier (PGAF), du plan quinquennal d'aménagement forestier (PQAF) et du plan annuel d'interventions forestières (PAIF) ([Barrette et al. 1996](#)).

Le tableau 3 montre un exemple de différentes informations utilisées selon l'horizon de planification. Le type d'information nécessaire dépend également du but visé selon les horizons de planification. Par exemple, à long terme, la planification aura pour but d'évaluer l'impact des interventions sur 20 ou même 100 ans à l'aide de modèles (par exemple Sylva II). L'information nécessaire devra être assez générale. Toutefois, la planification à court terme aura une connotation beaucoup plus opérationnelle. L'information nécessaire sera, par conséquent, plus détaillée. Par exemple, lors de la planification à court terme (PAIF), les informations géospatiales détaillées et les outils géomatiques servent non seulement à la planification des interventions, mais aussi à gérer les infrastructures nécessaires pour leur exécution (par exemple les chemins, ponts et ponceaux). Le type d'intervention étant relié au type de peuplement présent sur le terrain, la correspondance entre le terrain et la carte écoforestière doit être présente à une échelle la plus fine possible. Une discordance entre les deux peut apporter, par exemple, un manque de cohérence entre le PGAF, le PQAF et le rapport

annuel d'intervention forestière (RAIF), un besoin supplémentaire en données terrains ponctuelles ou un mauvais choix de traitement pour un territoire.

Tableau 3 Exemple de l'apport de la géomatique pour la planification des interventions forestières chez Domtar Inc.

Type de planification	Outils faisant appel à la géomatique	Données géospatiales d'entrée	Données de sortie
PGAF (dix ans sur une modélisation de 100 ans)	SIG SYLVA II	Carte écoforestière Unités de découpage du territoire (feuilles ou autres) Données géospatiales sur les limites administratives Informations descriptives sur les contraintes majeures à l'aménagement	Polygones forestiers prioritaires à l'aménagement (information descriptive seulement)
PQAF (cinq ans)	SIG Analyses visuelles Analyses spatiales	Mêmes données que pour le PGAF Couche des strates prioritaires Carte de base (réseau routier, réseau hydrographique, topographie) Informations spatiales sur les contraintes à l'aménagement (ex. ravages, protection d'espèces menacées et vulnérables) Images satellites à moyenne résolution	Zones d'interventions prévues sur un horizon de cinq ans (géométrie grossière et information descriptive)
PAIF, (un an)	SIG GPS Analyses spatiales localisées	Mêmes données que pour le PQAF Couche du PQAF Photographies aériennes numériques Images satellites à moyenne et haute résolutions Position des parcelles échantillon	Zones d'interventions prévues sur une période de un an (géométrie détaillée et information descriptive)

2.2.2. Les outils de connaissance forestière

L'importance d'une information fiable pour la planification des interventions ainsi que pour toutes les autres sphères de l'aménagement forestier nécessite d'avoir de bons outils. La prochaine section porte plus spécifiquement sur (i) l'utilisation de la carte écoforestière, (ii) l'intégration du traitement des images avec les polygones forestiers et (iii) l'apport des images à haute résolution spatiale.

L'utilisation de la carte écoforestière

La carte écoforestière actuellement utilisée par la majorité de l'industrie forestière québécoise provient du troisième programme d'inventaire forestier réalisé par le Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune du Québec (MRNFQ). Le Québec, comme bien d'autres organismes gouvernementaux à travers le monde utilise des

programmes d'inventaires forestiers refaits sur un cycle de dix ans pour connaître l'étendue de ses ressources forestières. Ces programmes sont composés de données cartographiques et dendrométriques (Létourneau 1999). Les données cartographiques divisent le paysage forestier en peuplements forestiers (polygones) par l'interprétation de photographies aériennes. On y retrouve habituellement des arbres d'espèce, de hauteur, d'âge et de densité semblables (Létourneau 1999, Franklin et al. 2000, Leckie et al. 2003).

L'échelle de la carte écoforestière choisie par le MRNFQ est 1:20000 (Létourneau 1999). Ce choix d'échelle est basé sur les paramètres de stratification, l'aire minimale à cartographier, la disponibilité des photographies aériennes, l'échelle des cartes de base planimétriques et les budgets (Robert 1996). L'aire minimale de cartographie constitue un des éléments clés de la problématique. En effet, cette aire minimale qui est spécifiée dans la *Norme de cartographie écoforestière* produite par le MRNFQ (Létourneau 1999) semble répondre à la majorité des besoins et aux objectifs de la carte. Toutefois, le type de forêt, les marchés pour les produits du bois et la réglementation introduisent des différences régionales significatives dans les types d'interventions réalisées en forêt. La conséquence étant que l'aire minimale de photo-interprétation est supérieure dans certains cas (surtout au sud du Québec) à la superficie des interventions.

De plus, une fois la carte écoforestière livrée par le MRNFQ tous les dix ans au secteur privé, qui constitue la majorité des terrains du sud du Québec, sa mise à jour demeure la responsabilité de chaque organisme. Cela entraîne l'existence de différentes versions de la même carte. Il existe également un caractère flou au niveau des frontières des polygones (Goodchild et Jeansoulin 1998) dû à la subjectivité de la photo-interprétation et à la différence entre les interprètes.

Intégration des traitements d'image aux polygones forestiers

Dans la perspective où le traitement des images satellites offre la possibilité d'obtenir des cartes thématiques numériques sous forme de couches de données géospatiales, on peut se demander quel est leur apport pour la carte forestière. En effet, les couches de données générées en effectuant des classifications d'images sont habituellement sous

format matriciel. De son côté, la carte forestière est sous format vectoriel. Les polygones photo-interprétés sont l'unité de base pour la comptabilisation de la ressource forestière. L'apport d'images traitées peut faire appel à deux éléments : la géométrie des polygones résultants et l'information thématique qu'ils contiennent. L'intégration des données matricielles et vectorielles, elle, peut se faire de façon visuelle ou statistique. De façon visuelle, l'information demeurera en arrière-plan pour leur visualisation dans les SIG. De façon statistique, des métriques, tel que la superficie et les paramètres de formes, sur les informations thématiques peuvent être intégrés aux polygones en utilisant des techniques d'analyse spatiale d'opérations topologiques comme l'intersection.

L'apport des images satellites pour l'inventaire forestier

Dans un souci de préciser spatialement et temporellement les informations sur la forêt, plusieurs organismes manifestent leur intérêt pour les images à haute résolution (par exemple le MRNFQ, Forest BC, USDA). La figure 2 montre un exemple d'image à haute résolution spatiale. Cette image illustre les contours de la carte écoforestière avec l'appellation des peuplements. La ressemblance visuelle avec une photographie aérienne est très grande. On voit l'ouverture possible à l'utiliser comme une orthophotographie numérique (Bonn 1992). Cependant, la superficie couverte par de telles images étant relativement petite par rapport aux grands territoires forestiers et à leur coût d'acquisition, elles doivent apporter une valeur ajoutée par rapport aux photographies conventionnelles que le traitement d'images peut peut-être fournir. Plusieurs des travaux qui avaient été faits sur les images à haute résolution spatiale provenant, soit de photographies numérisées ou de capteurs aéroportés peuvent trouver un nouveau souffle avec les images satellites submétrique.

Dans le cas du couvert forestier, nous devons nous poser la question si l'objet est l'arbre ou un groupement d'arbres qui composeront le peuplement. Une étude réalisée par [Puech et al. \(2002\)](#) sur l'utilisation de données à haute résolution appliquées aux besoins de l'inventaire forestier national de la France aborde la question dans une perspective

compatible à notre étude. On y distingue trois niveaux de caractérisation de l'espace forestier : les arbres, les groupes d'arbres (1/4- 2.25 ha) et les parcelles (> 2.25 ha).

Si l'on commence par examiner au niveau de l'arbre, la taille moyenne des cimes varie selon l'espèce et l'âge. En forêt tempérée, elle varie de 3 à 9 mètres pour les peuplements résineux (Lillesand et Kiefer 2000) et de 10 à 15 mètres pour les peuplements feuillus (Kayitakire et al. 2002a). Si on fait une relation avec la résolution spatiale ; à moins de 1 mètre elle est donc en deçà de la grandeur d'une couronne pour un arbre mature ; à 10 mètres elle est approximativement de la même grandeur (Guyon et Riom 1996) ; à 30 mètres, elle est supérieure (voir figure 3). Kayitaikire et al. (2002) arguent qu'à une résolution spatiale très inférieure à la taille du houppier individuel, la valeur spectrale du pixel seul sera plus ou moins significative d'où l'intérêt de la classification par objet plutôt que par pixel.

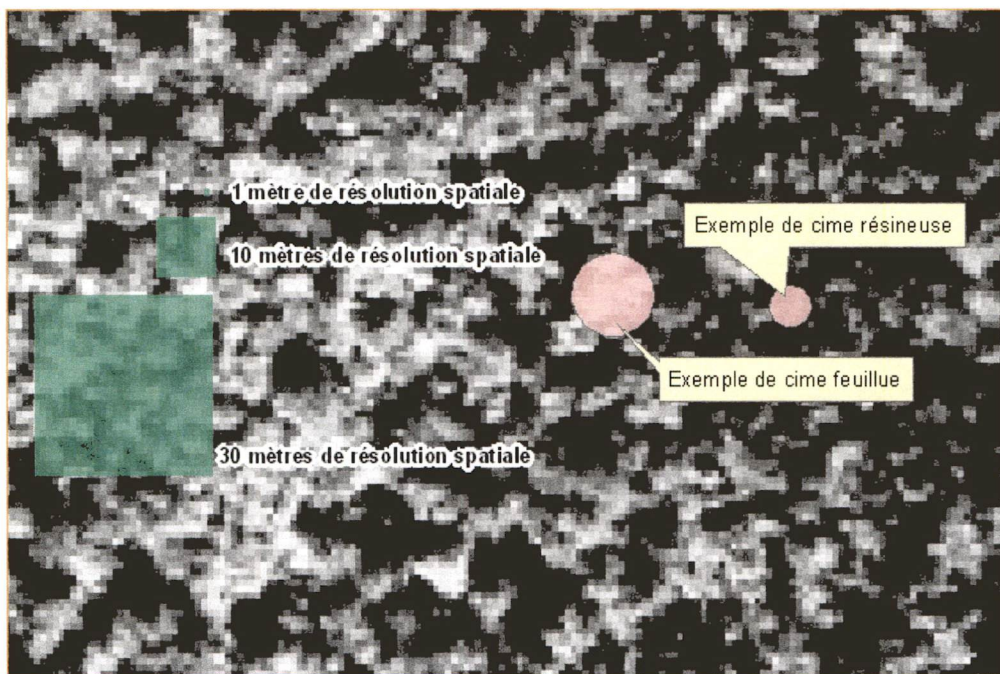


Figure 3 Comparaison des résolutions spatiales par rapport à la taille des cimes. Image IKONOS d'une résolution spatiale de un mètre.

À un autre niveau, une étude a été réalisée par Hyypä et Hyypä (2001) sur l'effet de la grandeur des peuplements forestiers à différentes résolutions spatiales pour le calcul du volume de bois et le constat était que l'erreur quadratique moyenne diminuait à mesure que la grandeur des peuplements augmentait. Ces auteurs expliquent ce

comportement pour l'imagerie satellite par le fait que l'échantillonnage augmente avec la taille des peuplements, augmentant par le fait même la précision. Le tableau 4 illustre le nombre de pixels contenus dans un polygone de superficie fixe par rapport à la résolution spatiale choisie. On y voit de grands écarts et l'échantillonnage varie grandement selon la superficie d'étude.

Tableau 4 Nombre de pixels selon la résolution spatiale

Superficie	Résolution spatiale en mètres				
	1 m	4 m	10 m	20 m	30 m
0,5 ha	5 000	313	50	13	6
1 ha	10 000	625	100	25	12
2 ha	20 000	1 250	200	50	23
4 ha	40 000	2 500	400	100	45
8 ha	80 000	5 000	800	200	89

Si l'on veut obtenir des informations intra-polygones ou sur des groupes d'arbres, l'objet étudié sera plus grand qu'une cime seule et plus petit qu'un peuplement. Par exemple, pour un groupe d'arbres de 0,2 ha, la résolution spatiale choisie devrait être de moins de 31 mètres pour ne pas être située dans le maxima de variance locale. De plus, pour obtenir un échantillonnage d'au moins 10 pixels pour une classification par objet, la résolution spatiale devrait être inférieure à 14 mètres. D'un autre côté, il est inutile d'avoir une résolution trop fine car la variabilité dans l'image rend plus difficile l'application d'algorithmes de classification thématique.

2.3. Hypothèse

Il est possible d'améliorer significativement la qualité des informations géométriques et descriptives nécessaires à la planification des interventions forestières, par des méthodes de traitement d'images appliquées sur des images satellites d'une résolution spatiale près des dimensions de houppiers individuels.

2.4. Objectifs

L'objectif principal est de *proposer une méthode permettant d'obtenir des informations intra-polygones à l'aide d'images satellites d'une résolution spatiale avoisinant la grandeur du houppier individuel*. Les informations intra-polygones obtenues peuvent être très diverses. Trois groupes spécifiques d'information ont donc été ciblés : les îlots résineux, les érablières et les endroits dégagés.

Dans un premier temps, pour des fins d'opération forestière, la présence ou l'absence de résineux dans des peuplements feuillus peut influencer considérablement le type d'intervention à planifier, et ce, même si les superficies sont petites. L'aire minimale de photo-interprétation joue ici un rôle prédominant car si un peuplement résineux est très petit, il ne se retrouvera pas sur la carte forestière. L'identification de ces zones constitue le cœur de l'étude et l'élément principal à chercher comme information intra-polygone. Afin d'être plus spécifique, la superficie minimale choisie pour les îlots résineux est de 0,5 ha répartie sur un ou plusieurs peuplements feuillus ou mixtes.

Le second élément d'intérêt choisi pour l'étude est la localisation des érablières. Elles, constituent un élément particulier sur le plan de la législation (*Loi sur la protection du territoire et des activités agricoles du Québec*) et dans le cas de Domtar Inc., des données d'inventaires plus raffinées sont requises en zone agricole. Une meilleure localisation de ces dernières est donc intimement liée aux coûts des inventaires terrain. Les érablières recherchées sont matures et caractérisées par une superficie supérieure à 0,5 ha répartie sur un ou plusieurs peuplements.

En ce qui a trait aux endroits dégagés, ils peuvent donner de bonnes indications, entre autres, sur la densité, sur la présence de récoltes partielles ou totales ou de chablis ainsi que sur l'absence de régénération. Comme pour les îlots résineux, la présence de petites superficies non boisées, appelées trouées dans le texte, peut ne pas être cartographiée et constituer une information manquante lors de la planification. Les zones dégagées recherchées sont caractérisées par une superficie non boisée ou en

régénération supérieure à 0,5 ha répartie sur un ou plusieurs peuplements non perturbés ou ayant subi une perturbation il y a plus de 15 ans.

Outre la méthode elle-même, le produit final sera une carte thématique contenant des informations intra-polygones sur ces trois groupes. De plus, les méthodes doivent permettre de comparer l'apport d'images de résolutions spatiales variant entre 1 et 30 mètres dans le processus de planification des interventions forestières.

2.5. Délimitation, limitation et cadre du projet

Un des aspects délimitant l'étude est que la région choisie est située en forêt majoritairement feuillue. Cela implique une grande diversité de peuplements. Afin de répondre à l'objectif de cette étude qui est de nature méthodologique, les types de couverts forestiers qui ont été ciblés n'ont pas un degré de complexité très élevé. Ils représentent la majorité des peuplements retrouvés dans le secteur et permettent de répondre à plusieurs besoins reliés à la planification et à l'aménagement du milieu forestier. De plus, l'esprit du projet est de respecter des critères opérationnels d'efficacité, de valeur ajoutée et de coûts, en temps et en argent, dans le choix des images et des méthodes.

Une des limites pour l'étude est l'élément temporel au niveau de la capture des données. Les photographies utilisées pour la photo-interprétation de la carte forestière de cette étude datent de 1998. Les images datent de la fin de l'été 2002 et les levés terrains ont été faits entre 2003 et 2005. Afin de s'arrimer avec les images qui datent de septembre 2002, la carte écoforestière choisie pour l'analyse et le traitement des données date de la mise à jour de l'été 2002. Pour ce qui est des levés terrains, bien qu'il peut y avoir eu un délai allant jusqu'à trois ans entre le moment de la capture des images et les mesures sur le terrain, la forêt n'ayant pas évolué significativement entre ces dates, le délai nous semble acceptable.

3. CADRE EXPÉRIMENTAL

3.1. Site d'étude

L'intérêt pratique de ce projet est relié aux forêts feuillues du sud-est du Québec. Afin de rendre l'étude plus facilement transposable, le site d'étude devait contenir les types de terrains les plus fréquents pour les aires boisées de cette région. En plus d'une bonne diversité de groupes d'essences, nous cherchions des terrains avec une présence d'eau, de récoltes totales et partielles, de peuplements de petites et grandes superficies, de boisés jeunes et matures, denses et moins denses.

Domtar Inc. est un des plus grands propriétaires de terrains forestiers du sud-est du Québec. Des statistiques sur les différents critères ont été calculées pour l'ensemble des terrains privés de la compagnie qui sont répartis sur près de 200 000 hectares. Cela a permis la sélection d'un bloc de terrain situé près du bassin versant de la rivière Watopeka à environ 25 kilomètres au nord-est de Sherbrooke (figure 4). Ce dernier a aussi l'avantage d'avoir déjà servi dans une autre étude sur le traitement d'images fait en 1989 par l'Université de Sherbrooke ([Matejek 1989](#)). La topographie est faiblement vallonnée et l'altitude varie entre 205 et 330 mètres. Le site d'étude a une superficie approximative de 5000 ha, soit 50 km², et on y retrouve en ordre d'importance des érablières à bouleaux jaunes, des peuplements mixtes composés principalement d'érables (*acer saccharum*) et de sapins (*abies balsamea*) ainsi qu'une certaine proportion de peuplements résineux purs. Sa répartition en type de peuplements et classes d'âge est représentative du type de forêt trouvée en Estrie (voir tableau 5).

Tableau 5 Superficies par type de strates pour la région d'étude

Type	Détails	Autre		Jeune		Mature		Total		Région (1)
Feuillu		0,0	(0,0%)	1788,5	(64,4%)	741,8	(56,6%)	2530,4	(49,9%)	46%
	Érablières	0,0	(0,0%)	1324,1	(47,7%)	711,2	(54,3%)	2035,3	(40,1%)	35%
	Autres feuillus	0,0	(0,0%)	464,4	(16,7%)	30,6	(2,3%)	495,0	(9,8%)	11%
Mélangé		0,0	(0,0%)	721,5	(26,0%)	232,8	(17,8%)	954,4	(18,8%)	27%
Résineux		0,0	(0,0%)	266,9	(9,6%)	334,9	(25,6%)	601,8	(11,9%)	13%
En régénération		470,4	(47,6%)	0,0	(0,0%)	0,0	(0,0%)	470,4	(9,3%)	10%
Non forestier		517,0	(52,4%)	0,0	(0,0%)	0,0	(0,0%)	517,0	(10,2%)	4%
	Eau	139,8	(14,2%)	0,0	(0,0%)	0,0	(0,0%)	139,8	(2,8%)	1%
	Autre	377,2	(38,2%)	0,0	(0,0%)	0,0	(0,0%)	377,2	(7,4%)	3%
Total		987,4	(100,0%)	2777,0	(100,0%)	1309,5	(100,0%)	5073,9	(100,0%)	

(1) Compilation de statistiques provenant des propriétés privées de Domtar Inc. pour la région de l'Estrie.

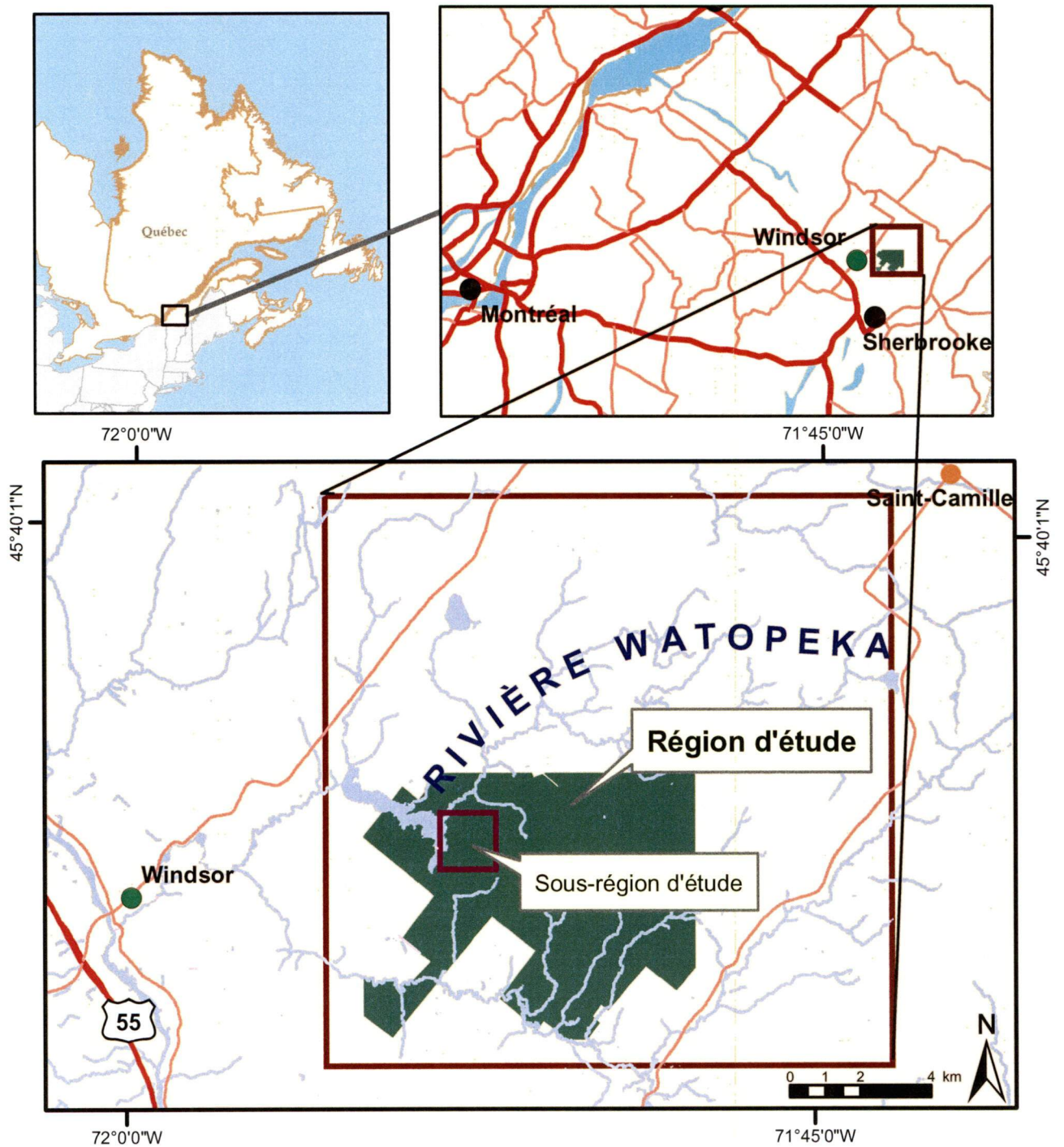


Figure 4 Carte illustrant le site d'étude

3.2. Méthodologie

L'organigramme de la figure 5 illustre la méthodologie choisie pour le projet. Les principales étapes méthodologiques sont (1) l'inventaire et l'acquisition des données, (2) l'analyse et la préparation des données, (3) le traitement des images et (4) l'intégration des images classifiées aux polygones forestiers.

3.2.1. Inventaire et acquisition des données

Un inventaire des données disponibles chez Domtar Inc. et au CARTEL pour la région d'étude a permis de déterminer quelles données étaient manquantes et lesquelles nécessitaient une acquisition supplémentaire. Les principales données pour le projet étaient constituées d'images satellites et de la carte forestière. Des placettes échantillons ont également servi pour l'échantillonnage d'entraînement et de validation. Enfin des données géospatiales complémentaires ont également été utilisées pour la géoréférence et la mise en contexte du projet.

Les images satellites

Le tableau 6 liste les images choisies pour l'étude. Elles proviennent de trois satellites et elles ont des résolutions spatiales variant de 1 à 30 mètres fournissant ainsi les éléments nécessaires pour vérifier l'hypothèse du projet. De plus, l'utilisation de plusieurs méthodes et types d'images pour un même site devrait permettre d'obtenir des résultats transposables (Hyypä et Hyypä 2001). Les images des trois satellites ont été prises dans des conditions semblables dans un intervalle de trois jours sous l'influence d'un système de haute pression très favorable pour procurer des images claires (Météomedia 2005).

Le satellite IKONOS-2, mis en service en 1999 par Digitalglobe, a été utilisé dans plusieurs des études citées précédemment (Franklin et al. 2001, Kayitakire et al. 2002b). Les avantages des images de ce capteur sont principalement reliés à la très haute résolution spatiale. Le désavantage est la petite superficie couverte par ces images (169 km²) comparativement aux images des satellites SPOT-5 et LANDSAT-7 qui couvrent respectivement 3 600 km² et 14 400 km². De plus, certaines images sont prises avec un

angle de visée de plus de 12 ou 15 degrés, ce qui pourrait altérer la capacité de classification de ces images.

Le satellite SPOT-5 a été mis en service en 2002 par SPOT IMAGE. Sa nouveauté fait qu'il y a, encore à ce jour, peu d'études publiées qui utilisent des images de ce satellite. Toutefois, l'image SPOT-5 acquise pour ce projet a une résolution spatiale qui avoisine la grandeur du houppier individuel et devrait permettre de confirmer l'hypothèse.

Tableau 6 Caractéristiques des différentes images utilisées pour l'étude

Satellite	Type	Largeur approx.	Résolution spatiale (m)	Plage spectrale (μm)	Capture de l'image	Soleil Az.	Elev.
IKONOS-2	Pan.	11 km	1	0,45 – 0,90	7 sept. 2002 (16h05 GMT)	164°	50°
IKONOS-2	Multi	11 km	4	B1 : 0,45-0,52 B2 : 0,51-0,60 B3 : 0,63-0,70 B4 : 0,76-0,85 (PIR)	7 sept. 2002 (16h05 GMT)	164°	50°
SPOT-5	Multi	60 km	10 20	B1 : 0,50-0,59 B2 : 0,61-0,68 B3 : 0,78-0,89 (PIR) B4 : 1,58-1,75 (MIR)	9 sept. 2002 (15h47 GMT)	159°	48°
LANDSAT 7 ETM+	Multi	185 km	30	B1 : 0,45-0,52 B2 : 0,52-0,60 B3 : 0,63-0,69 B4 : 0,76-0,90 B5 : 1,55-1,75 B7 : 2,08-2,35	8 sept. 2002 (15h20 GMT)	ND	

Le capteur ETM+ du satellite LANDSAT-7 est comparable au capteur TM de LANDSAT-5 dont les images sont encore aujourd'hui abondamment utilisées. Le satellite LANDSAT-7 a été mis hors service en 2003 à cause d'une défectuosité technique.

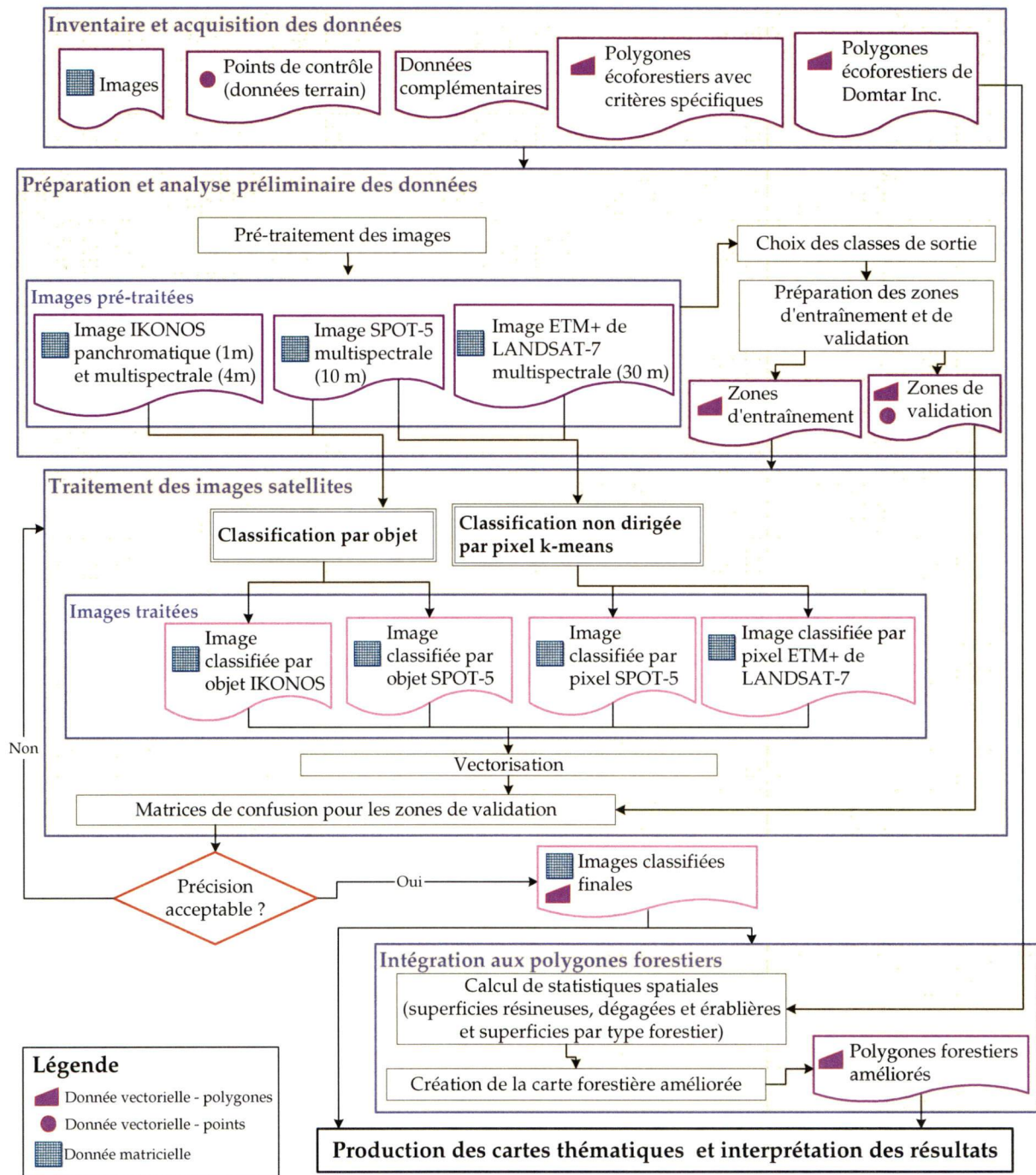


Figure 5 Organigramme méthodologique

Les levés terrains

La très grande majorité des données terrains utilisées pour cette étude ont été fournies par la compagnie Domtar Inc. Des levés complémentaires ont également été faits spécialement pour le projet. Les levés utilisés ont été faits par différentes personnes et ont différents degrés de détails. Il y a principalement trois types de mesures qui ont été utilisés. Dans le premier cas, il s'agissait de points de contrôle, c'est à dire des placettes à rayon variable pour lesquelles la surface terrière a été mesurée à l'aide d'un prisme de constante 2 pour les principales essences d'arbres. Dans le second cas, il s'agissait également de parcelles à rayon variable, mais dont une estimation du diamètre des tiges était saisie ainsi qu'une évaluation de la qualité des tiges. Une bonne proportion de ces levés étaient spécialement conçus pour évaluer le pourcentage en érables d'un secteur. Enfin, dans le dernier cas, il s'agissait de parcelles échantillons permanentes (PEP) à dimension fixe pour lesquelles le diamètre était évalué pour chaque arbre ainsi que plusieurs autres paramètres forestiers. En tout, nous disposons de 300 placettes dont 112 étaient des points de contrôle, 148 des placettes échantillons de qualité et 40 étaient des placettes échantillons permanentes.

Dans tous les cas, les levés utilisés pour cette étude ont une position saisie au GPS. Le type d'appareil utilisé pour relever la position des parcelles utilise le code CA et les données ont été post-traitées à l'aide de données provenant d'une base de référence située sur le toit de l'usine de Domtar Inc. à Windsor. La précision de la position des parcelles est estimée à moins de 8 mètres selon les différentes analyses informelles faites chez Domtar Inc. au cours des huit dernières années.

La carte écoforestière

La carte forestière (ou écoforestière) de Domtar Inc. à Windsor provient du troisième programme d'inventaires forestiers du MRNFQ. Elle a été réalisée à l'aide de photographies aériennes au 1:15000 prises en 1995. La compagnie Domtar Inc. a mis à jour la dite carte de façon annuelle au départ puis de façon trimestrielle. Entre 1995 et 1998, la mise à jour était réalisée à l'aide d'images TM de LANDSAT. En 1997, une étude interne informelle a été réalisée pour trouver une méthode de mise à jour plus

précise et adaptée aux besoins des utilisateurs. Suite à la comparaison de différentes méthodes, le processus de mise à jour a été modifié en 1998 pour en venir à l'utilisation de levés GPS post-traités à l'aide d'une base GPS située sur le toit de l'usine de Domtar Inc. à Windsor.

La liste des peuplements du site d'étude peut être retrouvée en annexe 1 et la répartition spatiale des différents types de peuplements peut être visualisée à la figure 26 en annexe 2. Les polygones forestiers qui composent cette carte seront traités subséquentement pour y intégrer les meilleurs résultats des classifications de ce projet.

Afin de mettre en évidence la taille des polygones forestiers, une deuxième carte forestière a été créée par une firme d'ingénieurs forestiers indépendante¹ avec des directives de photo-interprétation légèrement différentes de celles du MRNFQ utilisées par Domtar Inc. (voir tableau 7). Étant donné que l'importance de la taille des polygones forestiers fait partie de la problématique, la nouvelle photo-interprétation a été faite en utilisant des aires minimales plus petites (voir tableau 7). Cette dernière ne couvre pas l'ensemble du site d'étude (environ 2265 des 5073 hectares), mais permet un échantillonnage suffisant pour la validation des classifications. En plus de servir de base pour la génération des échantillons de validation, la nouvelle photo-interprétation était nécessaire pour évaluer la distinction des îlots et trouées de petites tailles. De plus, le fait d'avoir des produits provenant de deux photo-interprètes différents apportait une plus grande objectivité.

¹ Il s'agit de la firme Del Degan, Massé et associés à Québec

Tableau 7 Tableau des aires minimales de photo-interprétation utilisées

Item de photo-interprétation	Superficies minimales de départ en ha (1)	Superficies minimales de la nouvelle photo-interprétation (ha)
Île, plantation, lac issu d'un barrage de castor, terrain improductif entouré de terrains forestiers productifs, bande de protection, etc.	1	0.5
Îlots déboisés dans des zones boisées, îlots boisés dans des zones déboisées, peuplement sur une pente F ou S, terrain improductif juxtaposé à d'autres types de terrains improductifs, regroupement de terrains à vocation non forestière voisins	2	0.5
Îlots résineux	4	0.5
Peuplement homogène	4	1
Peuplement hétérogène ou regroupement de petits peuplements homogènes	8	2

(1) Létourneau 1999

Les données complémentaires

Les données vectorielles complémentaires utilisées dans ce projet proviennent principalement de la base de données topographiques du Québec (BDTQ) qui est générée au 1:20000 par le MRNFQ. Elle est constituée principalement du réseau routier, du réseau hydrographique et de la topographie. Cette dernière est constituée de courbes de niveau d'une hypsométrie de 10 mètres et de points d'altitude répartis sur tout le territoire. Le réseau routier de la BDTQ, comme pour la carte écoforestière, a été mis à jour par Domtar Inc. à l'aide de levés GPS. De plus, une mosaïque d'orthophotographies aériennes constituées des photographies contenant les tracés de photo-interprétation était également disponible.

3.2.2. Analyse et préparation des données

L'analyse et la préparation des données consistent à prétraiter les images, à choisir les classes et à préparer les échantillons d'entraînement et de validation.

Prétraitement des images

Le prétraitement d'images satellites comprend habituellement la correction radiométrique et la correction géométrique. En ce qui concerne la première, dans les cas où les valeurs des pixels ne sont pas utilisées de façon absolue, mais plutôt de façon relative, ce qui est notre cas, elles ne sont habituellement pas nécessaires (Schowengerdt 1997).

Maintenant, au niveau de l'aspect géométrique, l'impact des distorsions présentes dans les images satellites est moins négligeable qu'autrefois puisque les produits finaux sont sous formats numériques et que l'intégration multi-sources (plusieurs capteurs) et multi-formats (matriciel/vectorel) est de plus en plus présente (Toutin 2002). Les données utilisées pour les corrections géométriques des images de l'étude sont des levés GPS provenant de Domtar Inc. ainsi que les couches de données vectorielles des réseaux routiers et hydrographiques. De plus, un modèle numérique de terrain a été produit à l'aide de la BDTQ afin de procéder à l'orthorectification des images des satellites IKONOS et SPOT-5. Cette dernière a été réalisée avec le module ORTHOENGINE de PCI. Pour l'image LANDSAT ETM+, la correction géométrique a été produite à l'aide de l'extension « Spatial Analyst » de ESRI en se servant des mêmes sources de données.

La précision de la correction géométrique de l'image ETM+ de LANDSAT est de 5,6 mètres, celle de l'image SPOT-5 est de 1,8 mètres, celle de l'image IKONOS multispectrale est de 5,0 mètres et de 6,2 mètres pour l'image panchromatique. Par la suite, une analyse a été réalisée pour connaître le degré de concordance entre les images, les données terrain et la carte forestière. Celle-ci a été faite en estimant la position de 13 points de contrôle significatifs pour lesquels des statistiques ont été évaluées (figure 27 en annexe 2). Cela nous a permis de constater que la précision relative était de moins de 3 mètres. Ce qui est inférieur à la précision nominale de la carte forestière qui est d'environ 8 mètres.

Choix des classes

Le choix des classes thématiques est une étape qui a une grande incidence sur les résultats. En effet, le niveau de finesse désiré pour l'extraction de l'information a un impact direct sur l'échantillonnage et sur les statistiques de validation obtenues. Bien que l'objectif cible les zones dégagées, les érablières et les zones résineuses, il faut établir d'autres classes pour permettre une couverture de l'ensemble du site d'étude. Les six classes principales pour le projet sont présentées au tableau 8. Elles ne sont pas exactement sur le même niveau de stratification (par ex. USGS, SIEF), c'est-à-dire que

certaines sont plus détaillées que d'autres. En effet, on remarque dans le tableau que la classe des érablières (« ERXX ») est définie par deux paramètres forestiers distincts : l'essence et l'âge. Ce choix a été fait pour vérifier si les tons et textures qui permettent habituellement d'assez bien distinguer ce type de couvert forestier trouveront un équivalent par des techniques de traitement d'images. Par ailleurs, d'autres classes, comme la classe « ombre » apparaîtront au cours du processus, mais elles ne servent qu'à détecter les six classes choisies. Dans tous les cas, elles sont mutuellement exclusives (Jensen 2005) et totalement exhaustives (Townsend 2000). Toutefois, ce genre de stratification suppose un certain niveau de généralisation (Townsend 2000).

Tableau 8 Description des classes choisies

NOM DE LA CLASSE	Description	Niveau USGS (1)	Caractéristique SIEF(2)
Endroits dégagés (DENUDE)	Endroits dénudés, en régénération ou non forestiers (récoltes totales \geq 1990, lignes de transmission d'électricité, dénudés secs ou humide)	I	Code de terrain
Eau	Lacs et zones inondées	I	Code de terrain
Résineux (RES)	Peuplements résineux jeunes ou matures	II	Type forestier
Mixte	Peuplements mixtes jeunes ou matures	II	Type forestier
Autres feuillus (AUT_F)	Feuillus jeunes ou matures excluant les érablières matures.	II	Type forestier
Érablières (ERXX)	Érablières matures (érables à sucre et érables rouges de plus de 30 ans)	III	Type forestier + groupe d'essences + âge du peuplement

(1) USGS : United States geological survey. Niveaux de stratification de *Anderson in Jensen 2005*.

(2) Description disponible dans la norme de cartographie écoforestière du MRNFQ (Létourneau 1999).

Échantillonnage

Une fois les classes sélectionnées, il importe de trouver des zones dans le site d'étude qui sont représentatives de ces six classes pour constituer une banque d'échantillons. Ce dernier est réparti en deux types distincts : les échantillons d'entraînement et les échantillons de validation. L'échantillonnage d'entraînement ou « d'entrée » sert à introduire les informations nécessaires au traitement des images. L'échantillonnage de validation ou « d'évaluation » sert à quantifier la réussite des classifications résultantes. Une carte illustrant l'échantillonnage est présentée à la figure 28 de l'annexe 2. Sur cette dernière, nous voyons également le contour d'une sous-région d'étude qui a été

sélectionnée. Des visites sur le terrain y ont été faites à plusieurs reprises et la très grande majorité des échantillons d'entraînement provient de ce secteur. Cette sous-région servira à faire les différentes itérations de traitement d'images nécessaires afin d'élaborer la méthode souhaitée. Une fois celle-ci satisfaisante, elle pourra être testée sur l'ensemble du site d'étude et ainsi procurer une meilleure objectivité aux résultats.

Les données utilisées pour générer les échantillons sont habituellement des levés terrain (placettes) ou une donnée photo-interprétée à l'aide d'une image de très haute résolution comme les photographies aériennes. Dans le premier cas, la donnée résultante est de type ponctuel (levé GPS) et dans le deuxième cas, elle est habituellement de type polygonal. Dans la présente étude, les deux types ont été choisis à causes de la problématique reliée à l'échelle.

Pour les données photo-interprétées, des polygones ont été créés en utilisant les deux cartes forestières du projet. La figure 6 montre le processus suivi pour obtenir les polygones. L'analyse manuelle des échantillons potentiels a été faite pour respecter les critères suivants : conserver seulement les zones homogènes, éliminer les zones floues en bordure des peuplements significativement différents, éliminer les zones en bordure des chemins, obtenir un équilibre en nombre et en superficie de zones d'échantillonnage afin d'obtenir une bonne représentativité statistique.

Quant aux données terrain, 300 placettes échantillons étaient disponibles pour le projet. Elles ont été compilées et analysées individuellement afin de leur assigner une des six classes choisies en plus d'évaluer leur potentiel à les utiliser comme échantillon. Cette évaluation portait sur la composition en espèce des placettes, sur l'âge du peuplement, sur la superposition par rapport aux zones photo-interprétées et sur la représentativité de la placette par rapport au peuplement. L'application de ces critères a permis d'éliminer un certain nombre de placettes pour n'en conserver que 247.

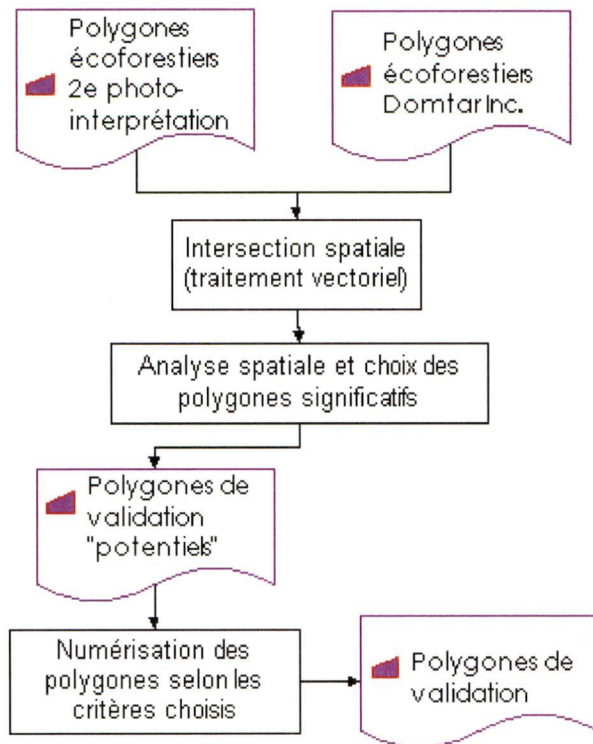


Figure 6 Processus pour la préparation des échantillons de validation (zones)

Une fois les données traitées, elles ont été réparties entre l'échantillonnage d'entraînement et l'échantillonnage de validation. Le tableau 9 donne la distribution par classe des échantillons choisis. En ce qui concerne les échantillons d'entraînement, les parcelles ne peuvent être utilisées de façon autonome car certaines classes n'y sont pas représentées (par exemple l'eau et les zones dénudées). Les échantillons d'entraînement ont été constitués de zones d'échantillonnage qui ont été sélectionnées, de polygones issus d'une agrégation de placettes, de contours de peuplements forestiers significatifs, de l'interprétation visuelle d'orthophotographies aériennes et d'un composite des images satellites. Cet exercice a permis de générer pour chaque classe thématique entre 7 et 23 zones de plus de 0,1 ha pour un total de 89 zones d'entraînement sur une superficie d'environ 72 hectares. Dans le cas des échantillons de validation, il s'agit pour chaque classe thématique de 13 à 22 zones de plus de 0,2 ha pour un total de 94 zones sur une superficie d'environ 222 hectares. Quant aux placettes, il s'agit de 190 placettes qui ont été ciblées comme placettes de validation. De plus, comme l'illustre la carte présentée à la figure 28 de l'annexe 2, les deux jeux

d'échantillons ne se superposent pas. Cela permet une certaine indépendance statistique et un plus grand niveau de fiabilité.

Tableau 9 Distribution des échantillons par classe

Type d'échantillon	(unité)	AUT_F	DENUDE	EAU	ERXX	MIXTE	RES	TOTAL
Entraînement	placettes (nombre)	11	0	0	19	20	7	57
	zones (nombre)	8	19	21	7	11	23	89
	(superficie en ha)	4,9	7,9	29,1	3,1	4,3	22,5	71,8
Validation	placettes (nombre)	21	0	0	70	65	34	190
	zones (nombre)	14	22	14	16	15	13	94
	(superficie en ha)	36,0	37,6	19,2	49,2	37,7	42,1	221,7

3.2.3. Traitement des données

Le traitement des données se divise en trois grandes étapes. La classification des images, la vectorisation des images classifiées et le calcul des matrices de confusion. Pour la classification des images, deux méthodes ont été choisies. La première est une classification par objet faisant appel à la logique floue (Townsend 2000) et qui permet d'utiliser les informations contextuelles (Benz et al. 2004). Deuxièmement, une classification par pixel non dirigée au plus proche voisin « k-means » (Schowengerdt 1997, Lillesand et Kiefer 2000) qui a l'avantage de créer des groupes de pixels significatifs à partir de la donnée spectrale (Howard 1991). Pour le présent projet, la résolution spatiale variant entre 1 et 30 mètres, il convient de choisir, pour chaque résolution spatiale, des méthodes de traitement d'images connues pour leurs bons résultats.

Si l'on commence par l'image IKONOS que l'on peut considérer d'une très haute résolution spatiale, l'analyse numérique d'images faisant appel au contexte obtient habituellement de meilleurs résultats pour ce genre de résolution (Kayitakire et al. 2002a, Jensen 2005). Pour cette raison, il a été choisi de réaliser une classification par objet pour cette image.

Pour l'image SPOT-5, comme discuté plus tôt, les études faisant appel à des images de ce capteurs sont encore peu nombreuses. Étant donné que la résolution spatiale se trouve à mi-chemin entre celle de l'image à très haute résolution spatiale (IKONOS) et

de l'image à haute résolution spatiale (ETM+ de LANDSAT), il a été choisi de faire deux classifications : une par objet et l'autre par pixel. Cela permettra de déterminer la méthode de classification la plus judicieuse pour cette résolution spatiale en comparant les résultats des deux classifications à ceux provenant des images aux autres résolutions spatiales.

Pour l'image ETM+ de LANDSAT, les méthodes de traitement pour des images de cette résolution spatiale ont été abondamment discutées (Richards et Jia 1999, Lillesand et Kiefer 2000). Parmi toutes les méthodes, celles faisant appel à la classification par pixel ont déjà fait leur preuve.

Classification par objet

Afin de réaliser la classification par objet, le logiciel eCognition de Definiens a été choisi. Le concept sous-jacent à ce logiciel est que l'information sémantique nécessaire pour interpréter une image n'est pas représentée dans des pixels uniques, mais dans des objets significatifs et leurs relations mutuelles (trad. Definiens 2000). Les grandes étapes pour la classification à l'aide de ce logiciel sont les suivantes (figure 7) : la segmentation ou création des objets primitifs, l'établissement des classes et leur hiérarchie, la définition des règles de classification, la classification puis la vectorisation (Definiens 2000, Flanders et al. 2003, Benz et al. 2004).

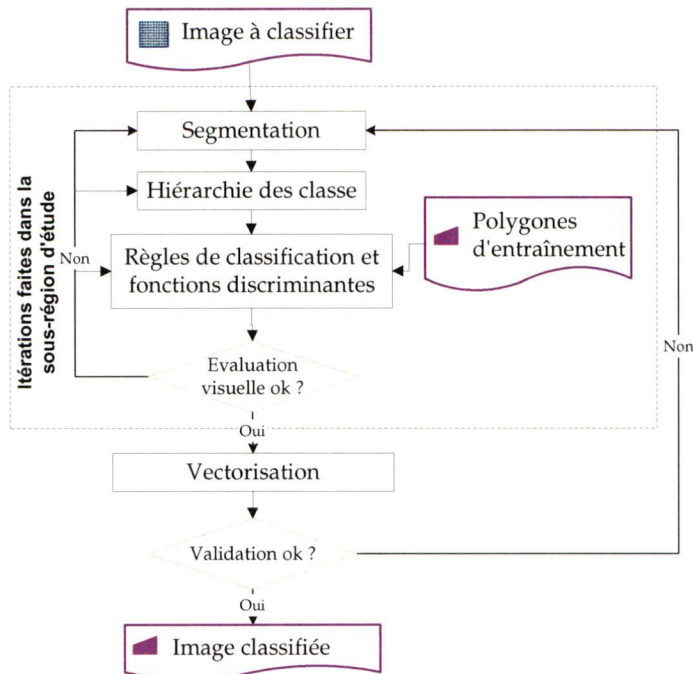


Figure 7 Étapes pour la classification par objet

Segmentation ou création des objets primitifs

Sande et al. 2003 ont relevé trois grandes catégories de techniques de segmentation : la détection des frontières, l'agrégation de pixels et la segmentation basée sur la connaissance ou sur une donnée cartographique. L'algorithme de segmentation du logiciel eCognition utilise une technique d'agrégation de pixels (« *bottom-up region growing* ») (Definiens 2000, Sande et al. 2003, Benz et al. 2004). Les paramètres de calcul saisis par l'utilisateur pour générer les segments ou objets, sont les suivants : nombre de niveaux de segmentation, le poids des néo-canaux, le facteur-échelle définissant la taille des objets primitifs, l'importance ou poids de l'hétérogénéité spectrale par rapport à l'hétérogénéité spatiale, cette dernière étant caractérisée par la densité (« *compactness* ») en opposition à l'uniformité (« *smoothness* ») (Definiens 2000).

L'hétérogénéité spectrale se calcule à l'aide de la formule 2 où w représente le poids attribué à la couche et σ représente la déviation standard des valeurs spectrales (Definiens 2000). L'hétérogénéité spatiale se mesure à l'aide de l'hétérogénéité liée à la densité du polygone (« *compactness* », formule 3) et l'hétérogénéité de la forme du polygone (« *smoothness* », formule 4) (Baatz et Schäpe 2000, Jensen 2005). Les détails sur les algorithmes de segmentation peuvent être trouvés dans la documentation du

logiciel (Definiens 2000) ou dans d'autres ouvrages de référence sur le sujet (Baatz et Schaape 2000, Benz et al. 2004, Jensen 2005).

$$h_{spectral} = \sum w_c \bullet \sigma_c \quad (2)$$

$$h_{compt} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (3)$$

où n = nombre de pixels pour l'objet

$$h_{smooth} = \frac{l}{b} \quad (4)$$

où b = périmètre le plus court pour l'objet

Il est important toutefois de souligner que le choix des paramètres pour la réaliser se fait surtout par itérations successives (Schiewe 2002, Flanders et al. 2003, Benz et al. 2004) en utilisant une interprétation visuelle pour juger du meilleur résultat.

Hiérarchie des classes

La prochaine étape concerne l'aspect multi-échelle de la classification par objet. Un des avantages du logiciel eCognition est de classer les segments en tenant compte de l'échelle propre à l'objet cherché (Benz et al. 2004). La procédure requiert l'élaboration d'une hiérarchie de classes d'entités qui fait appel à différents niveaux de segmentation. Ces niveaux de segmentation sont générés en faisant varier le paramètre d'échelle, ou facteur-échelle dans le logiciel permettant ainsi de générer des segments de différentes tailles (Sande et al. 2003, Jensen 2005).

Règles de classification et fonctions discriminantes

Des règles de classification qui font appel à des fonctions discriminantes sont ensuite définies. Les règles de classification peuvent être vues comme un arbre de décision constitué d'un groupe de fonctions discriminantes. Le classificateur utilise alors la logique floue (Definiens 2000, Benz et al. 2004), pour calculer les classes les plus probables pour chacun des segments. Ces règles sont définies en faisant appel à différentes caractéristiques des segments, comme les valeurs spectrales, la taille et la

forme des objets, la texture, la proximité aux classes voisines, les statistiques inter-niveaux et bien d'autres (Definiens 2000, Benz et al. 2004).

Il est également possible d'utiliser une classification dirigée de type « plus proche voisin ». C'est à ce moment qu'une partie des échantillons d'entraînement sont utilisés. Le résultat de cette classification dirigée est inscrit dans une fonction discriminante d'appartenance au même titre que toutes les autres fonctions. Avant d'aborder les étapes pour la classification par pixel, soulignons que les paramètres pour la segmentation, la hiérarchie des classes et les fonctions discriminantes seront décrits comme un résultat puisqu'ils font partie de la méthode résultante.

Classification par pixel

Les étapes pour réaliser la classification non dirigée par pixel sont les suivantes (figure 8) : le choix des paramètres à utiliser par l'algorithme de classification, la classification des images, l'assignation des classes produites de façon automatique aux bonnes classes thématiques, le filtrage et ensuite la vectorisation du résultat pour analyse subséquente. Le classificateur choisi pour le projet est celui par distance minimum « k-means » du logiciel ENVI de Research Systems. Les paramètres principaux pour ce classificateur sont le nombre de regroupements spectraux, le nombre d'itérations et le seuil au-delà duquel, s'il n'y a plus de changement de classe, le processus itératif se termine (Research Systems 2001). L'assignation des regroupements spectraux aux classes thématiques choisies se fait en utilisant les échantillons d'entraînement. Une fois les classes bien définies, un filtre de type modal (Richards et Jia 1999) est appliqué pour éliminer les pixels non significatifs. En effet, ce filtre a la particularité de remplacer le pixel central par la valeur qui est dénombrée le plus grand nombre de fois. Dans le cas présent, une fenêtre de 3x3 sera appliquée et le pixel central sera compté deux fois pour lui donner plus de poids par rapport à ses voisins. Bien que d'autres fonctions existent pour le nettoyage de pixels isolés (par exemple la fonction SIEVE de ENVI), le type de filtre choisi semble répondre aux objectifs de ce projet.

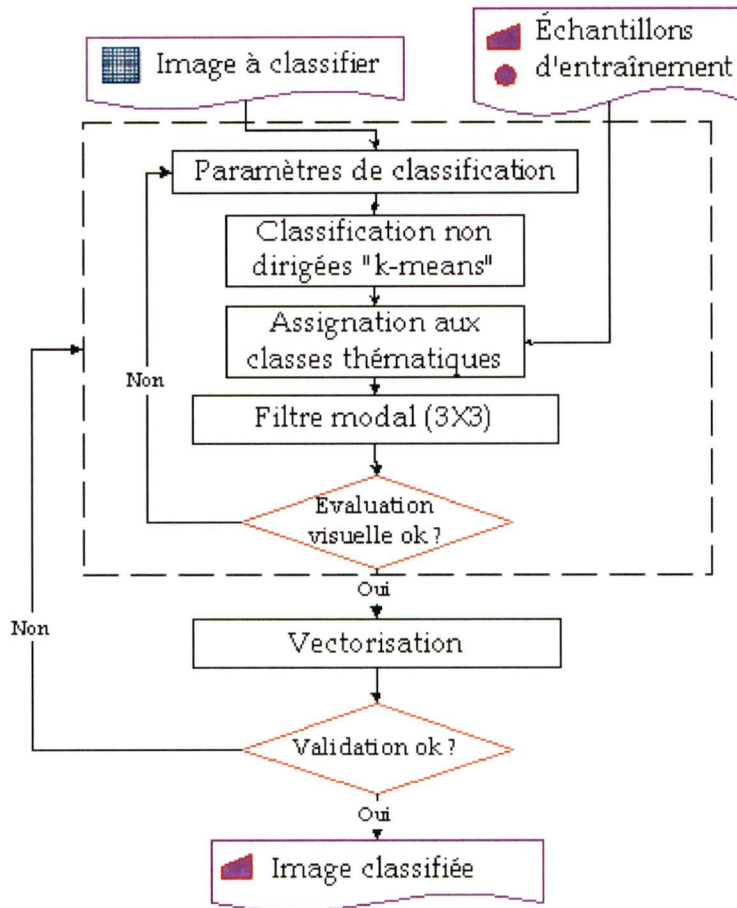


Figure 8 Étapes pour la classification par pixel

Vectorisation

Pour le présent projet, le terme « vectorisation » consiste à transformer une image, comme une classification, du format matriciel au format vectoriel. Plusieurs algorithmes existent pour faire ce genre de traitement. Dans le logiciel eCognition de Definiens, on utilise l'algorithme de Douglas Peuker (Definiens 2000). Afin d'obtenir des polygones plus près de la réalité, un lissage des polygones peut être demandé au logiciel. Pour les classifications par pixels qui ont été faites avec le logiciel ENVI, la vectorisation a été réalisée grâce au module « spatial analyst » de ESRI. L'algorithme utilisé est similaire, et dans ce cas également, un lissage peut être demandé au logiciel.

Calcul des matrices de confusion

Le calcul des matrices de confusion sert à comparer classe par classe la correspondance entre les images classifiées et la donnée de référence (Lillesand et al. 2004). Dans notre

cas, deux jeux de données de validation ont été créés comme donnée de référence : des zones de validation et des placettes. La création des matrices implique de combiner les données classifiées aux échantillons de validation. Pour ce faire, deux options ont été examinées. La première consistait à transformer les polygones de validation sous format matriciel puis calculer la précision des classifications. La seconde consistait à transformer les classifications sous format vectoriel puis de calculer les classifications à l'aide des échantillons sous le format d'origine, c'est-à-dire sous format vectoriel. Étant donné que la méthodologie implique une utilisation postérieure des images classifiées en format vectoriel, la deuxième option a été choisie. Dans ce cas, ce sont donc des superficies qui serviront de base au calcul des matrices.

Les placettes présentent une certaine problématique à cause de leur nature ponctuelle. Les images classifiées étant généralement fragmentées, cela implique la présence de nombreuses frontières aux limites des polygones classifiés. À moins de travailler avec des données géométriquement très précises, cela pourrait devenir difficile d'attribuer une placette à une classe de l'image classifiée plutôt qu'à une autre. Pour réduire cet effet, il a été choisi d'agréger les placettes sur un rayon de 10 mètres pour les transformer en format polygonal. Les classes sont assignées en évaluant laquelle est présente en majorité dans ces zones agrégées. C'est-à-dire que si plus de 60% d'une classe est présente dans l'entourage de la placette, elle est alors choisie sinon, la placette est éliminée de la matrice. Les chiffres utilisés dans les matrices sont ainsi un nombre de placettes par classe.

Il est de pratique courante d'évaluer l'exactitude globale d'une classification en faisant la somme des éléments de la diagonale divisée par le total de la matrice (Richards et Jia 1999, Lillesand et al. 2004, Jensen 2005). Une autre statistique est également fréquemment utilisée pour évaluer le degré de concordance entre les classifications et la donnée de référence par rapport à la diagonale de la matrice. Il s'agit du coefficient kappa (κ) qui peut être calculé à l'aide la formule 5 (Jensen 2005). Ce coefficient permet, entre autres, d'évaluer si les résultats sont significatifs ou s'ils sont dus à la chance.

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (5)$$

où N = somme de tous les éléments de la matrice

x_{ii} = élément de la matrice

$x_{i+} = \sum_j x_{ij}$ = somme de toutes les colonnes j pour la ligne i

$x_{+i} = \sum_j x_{ji}$ = somme de toutes les lignes j pour la colonne i

De plus, les matrices de confusion permettent d'évaluer le degré de concordance pour chaque classe entre l'image classifiée et la donnée de validation. Les statistiques du producteur permettent de savoir pour une classe quel pourcentage de l'échantillonnage de validation a été bien identifié par le classificateur. Les statistiques de l'utilisateur permettent de savoir quel pourcentage d'une classe identifiée par le classificateur a la bonne étiquette dans l'échantillonnage de validation. Ces statistiques seront calculées pour les deux jeux de validation et elles devraient permettre d'évaluer la fiabilité des résultats et d'analyser les différentes classifications.

3.2.4. Intégration des données matricielles et vectorielles

Tel que discuté dans la problématique, des gains considérables sont envisagés à intégrer des statistiques provenant des traitements d'images aux polygones forestiers. Le schéma méthodologique du processus pour générer les statistiques est donné à la figure 9.

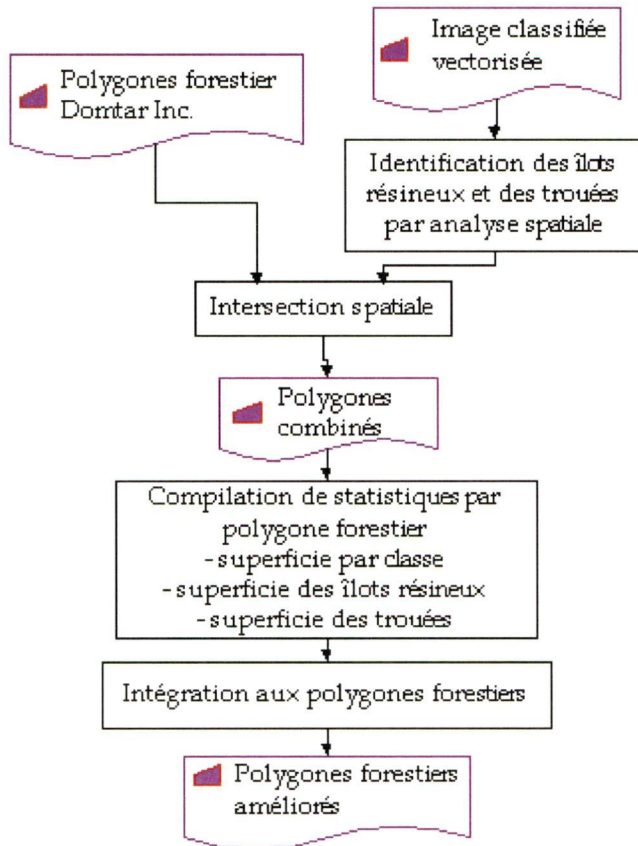


Figure 9 Processus pour l'intégration d'une image classifiée aux polygones forestiers

Concrètement, des champs sont ajoutés à la table d'information descriptive accompagnant les polygones forestiers. Cela permettra ultérieurement de questionner les polygones pour faire ressortir ceux qui touchent ou contiennent entièrement des îlots résineux. Le même principe tient pour les zones dégagées et les autres classes.

4. RÉSULTATS

4.1. Les classifications

4.1.1. Classification par objet

Les images classifiées par la méthode par objet dans eCognition sont issues d'un processus assez complexe impliquant plusieurs itérations. Pour cette raison, nous avons choisi de décrire globalement l'approche retenue pour la segmentation, les principaux choix faits pour l'établissement des classes et les principales fonctions discriminantes établies. Ces éléments descriptifs permettront de comprendre le processus dans ses grandes lignes et l'information fournie en annexe devrait permettre aux intéressés de reproduire l'exercice si nécessaire.

La segmentation des images

Premièrement, afin d'obtenir les segments (ou objets) sur lesquels s'appuient la classification, des itérations d'essais-erreurs (Schiewe 2002, Flanders et al. 2003, Benz et al. 2003) ont été réalisées pour trouver quels paramètres de calcul permettaient de mieux distinguer les éléments recherchés. Les tableaux 10 et 11 décrivent les différents paramètres de calcul choisis pour créer les segments des images des satellites IKONOS et SPOT-5. Ces tableaux illustrent les paramètres choisis pour quatre différents « niveaux » de segmentation. Il faut se rappeler que plus le facteur-échelle choisi est grand, plus les segments sont grands. Comme l'ordre de création des segments est important (Definiens 2000), la première étape a été de créer un masque pour éliminer les chemins. En effet, il était souhaité de réduire les effets de bordure qui peuvent influencer la forme des objets résultants. Par la suite, il était possible de créer les objets primitifs (niveau 1). Ce sont les segments les plus petits. Aux niveaux supérieurs, ils sont combinés pour obtenir des segments plus grands (voir aux figures 10 et 11).

Tableau 10 Paramètres de calcul pour la segmentation de l'image IKONOS

Niveau	(Ordre de création)	(Nom)	Facteur – échelle	Poids des bandes					Aspects		Hétérogénéité spatiale	
				B1	B2	B3	B4	Pan	Spectral	Spatial	smooth.	compact.
4	1	G	300	Masque (vectoriel)					1	0	n/a	
1	2	B	15	0	0	0	0	1	0.7	0.3	0.7	0.3
2	3	D	100	0.8	0.8	0.8	1.1	0.2	0.7	0.3	0.6	0.4
3	4	E	150	0.8	0.8	0.8	1.2	0.1	0.8	0.2	0.7	0.3

Tableau 11 Paramètres de calcul pour la segmentation de l'image SPOT-5

Niveau	(Ordre de création)	(Nom)	Facteur – échelle	Poids des bandes					Aspects		Hétérogénéité spatiale	
				B1	B2	B3	B4	Pan	Spectral	Spatial	smooth.	compact.
4	1	G	300	Masque (vectoriel)					1	0	n/a	
1	2	B	5	1	1	1.2	1	NA	0.8	0.2	0.5	0.5
2	3	D	8	1	1	1	1	NA	0.8	0.2	0.5	0.5
3	4	E	20	1	1	1	1	NA	0.9	0.1	0.5	0.5

Pour l'image IKONOS, étant donné l'importance de la très haute résolution spatiale pour cette étude, il a été choisi de générer les plus petits segments en utilisant uniquement la bande panchromatique. Les segments ainsi générés ont un aspect plus « naturel » (figure 10 (b)). Pour les segments des autres niveaux, qui sont générés en augmentant le facteur-échelle, l'image panchromatique et l'image multispectrale ont été utilisées conjointement. Il est à noter que pour les niveaux 2 et 3, le poids de la bande 4 située dans le proche infrarouge est supérieur à celui des bandes visibles à cause de son utilité pour la distinction des espèces (Lillesand et Kiefer 2000).

Pour l'image SPOT-5 (figure 11), les segments primitifs ont été générés en accordant davantage de poids à la bande située dans le proche infrarouge et en favorisant l'aspect spectral sur l'aspect spatial.

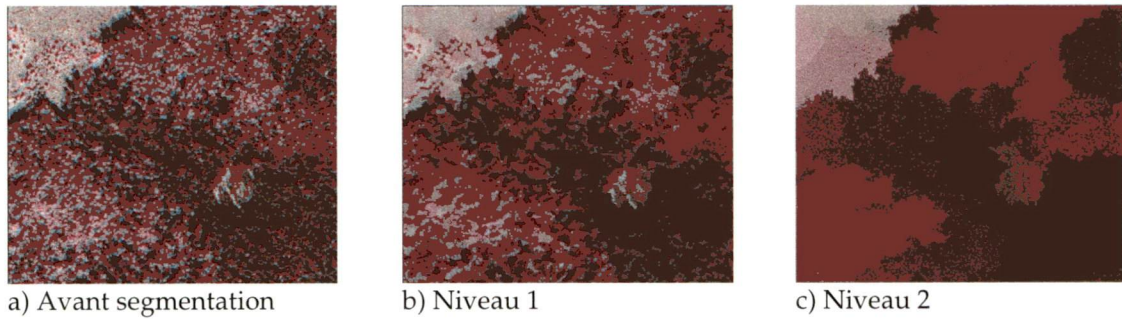


Figure 10 Exemples de segments pour les niveaux 1 et 2 de l'image IKONOS

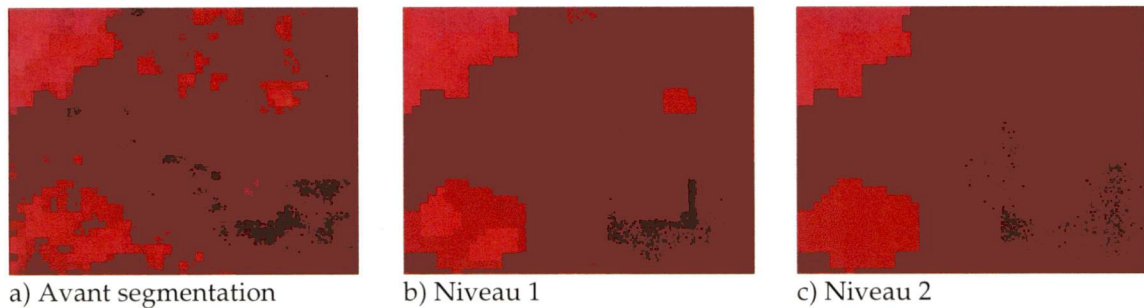


Figure 11 Exemples de segments pour les niveaux 1 et 2 de l'image SPOT-5

Établissement des classes

Une fois les segments créés, des essais ont été faits pour établir les classes et leur hiérarchie sur les différents niveaux de segmentation. Les hiérarchies pour les images SPOT-5 et IKONOS peuvent être consultées aux figures 29 et 30 de l'annexe 3. Ces figures mettent en évidence l'aspect multi-échelle de la classification. En effet, on y observe que certaines classes ont été établies sur plusieurs niveaux tout en créant une interaction entre ces différents niveaux. Il est à noter que les images classifiées résultantes proviennent des classes situées au niveau 2.

Règles de classification et fonctions discriminantes

Afin d'établir les règles de classification, et trouver celles qui offrent la meilleure séparabilité inter-classes, des statistiques ont été calculées à l'aide des zones d'entraînement autant sur des paramètres spectraux que texturaux. Une série de tests ont ensuite été faits pour évaluer quelles fonctions discriminantes utiliser pour mieux identifier nos classes thématiques. De plus, une classification dirigée de type « plus proche voisin » a été réalisée pour toutes les classes à l'aide des échantillons d'entraînement. Les règles de classification pour une classe peuvent être illustrées par

un arbre de décision, ou « cheminement ». Ces cheminements sont présentés aux figures 12 à 17 pour les zones résineuses, les zones dégagées et les érablières. Pour les autres classes, il est possible de les consulter à l'annexe 4 aux figures 31 à 39. Dans ces schémas, les bulles « valeur minimum » ou « valeur moyenne » réfèrent à la probabilité résultant du calcul des fonctions discriminantes situées entre 0 et 1. L'assignation de la classe sera décidée par la classe ayant obtenue la plus forte probabilité.

Fonctions discriminantes pour les zones résineuses (« RES »)

Les règles de classification pour la classe « résineux » sont illustrées aux figures 12 et 13. Dans le cas de l'image SPOT-5 (figure 12), des choix ont été faits pour cerner la classe résineuse qui se situe entre les valeurs spectrales de l'eau et des peuplements mixtes. Pour la distinguer de l'eau, l'indice de végétation NDVI a été utilisé. Les autres fonctions discriminantes font appel aux bandes 3 et 4 situées dans le proche et moyen infrarouge. En effet, lors de l'analyse préliminaire des valeurs spectrales pour les zones d'entraînement, ce sont ces bandes qui offraient la meilleure distinction entre les classes.

Dans le cas de l'image IKONOS (figure 13), la bande 4 située dans le proche infrarouge a été mise en valeur. Toutefois, la fine résolution spatiale entraîne un mélange au niveau des zones ombragées qui ont, elles aussi, une réflectance très basse. Dans le présent projet, comme les zones résineuses sont habituellement assez ombragées, celle-ci a été utilisée dans un calcul de proportions afin d'améliorer les résultats. De plus, l'utilisation du paramètre de texture d'homogénéité de [Haralick \(1973\)](#) a permis de distinguer le résineux qui a une texture différente de l'ombre et de l'eau.

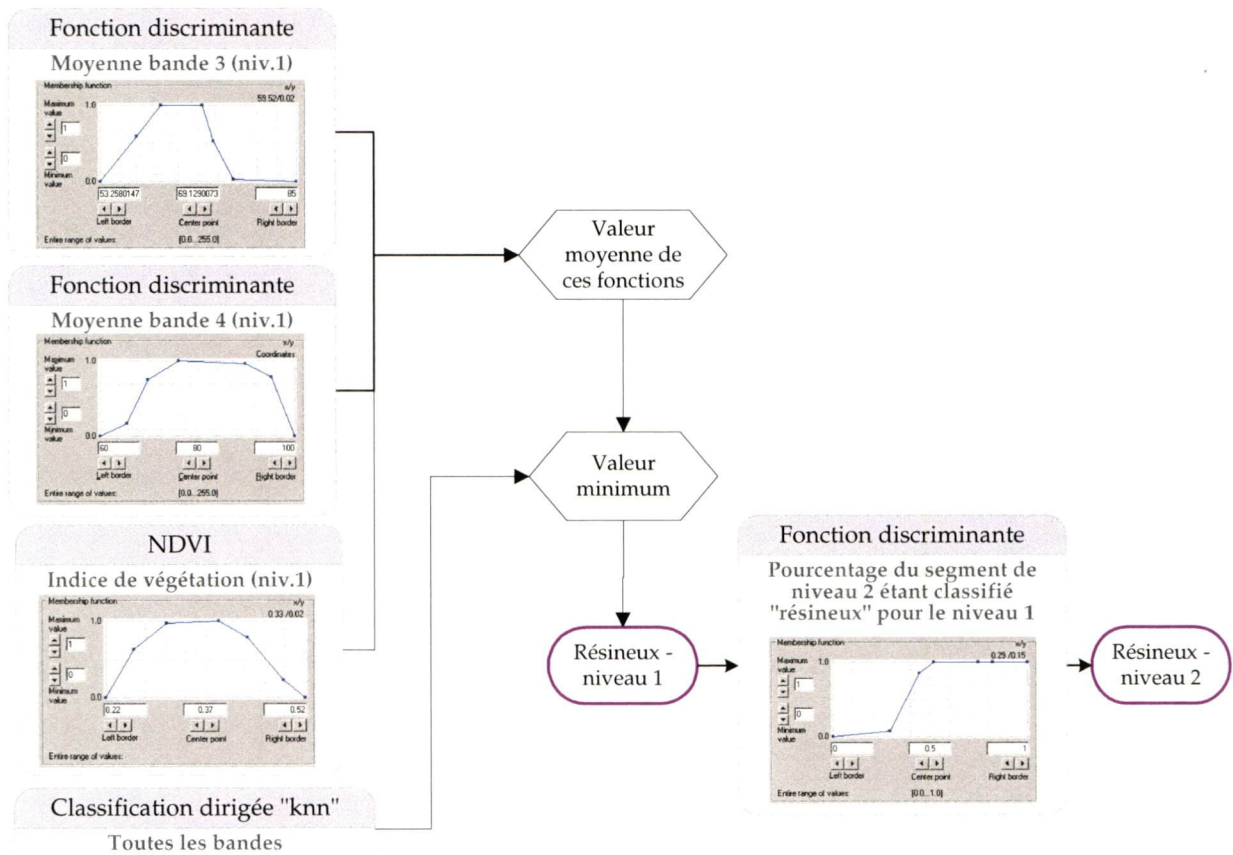


Figure 12 Processus pour générer la classe « résineux » pour l'image SPOT-5

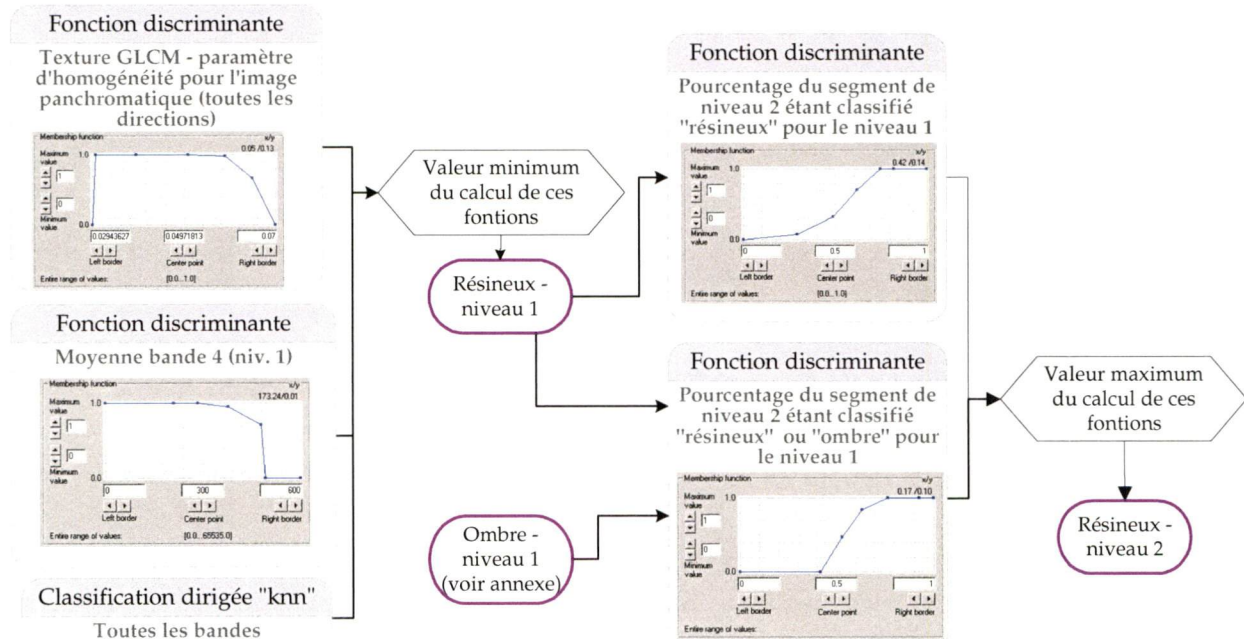


Figure 13 Processus pour générer la classe « résineux » pour les images IKONOS

Fonctions discriminantes pour les zones dégagées (« DENUDE »)

Dans le cas des zones dégagées, deux choses étaient souhaitées : obtenir les grandes superficies dégagées correspondant surtout aux anciennes coupes de bois et obtenir les trouées de petites superficies dégagées à l'intérieur de peuplements d'une hauteur significativement différente. Les figures 14 et 15 illustrent les liens entre les différentes fonctions discriminantes utilisées pour y parvenir. Dans le cas de l'image SPOT-5, les bandes 1 et 2 (visible) ont été utilisées puisque leurs valeurs étaient plus élevées pour cette classe que pour toutes les autres bandes. Dans le cas de l'image IKONOS, la petite taille des pixels produisait fréquemment de très petites superficies boisées non désirées à l'intérieur des zones dégagées. Pour parvenir à les éliminer le plus possible, les règles de classification font appel à la hiérarchie des classes, utilisant ainsi les segments générés à une échelle plus grossière.

Fonctions discriminantes pour les érablières (« ERXX »)

Pour les érablières (figures 16 et 17), les bandes 3 et 4 situées dans le proche et moyen infrarouge ont été utilisées ainsi que la classification dirigée par le plus proche voisin. Les courbes des fonctions discriminantes de cette classe ont été établies au départ de façon automatique à l'aide des zones d'entraînement. Elles ont ensuite été retravaillées pour corriger les anomalies observées lors de l'analyse visuelle des images.

Fonctions discriminantes pour les autres classes

Pour les autres classes (par exemple « mixte », « autres feuillus » et « eau »), les règles de décision peuvent être trouvées à l'annexe 4. Il est à remarquer que toutes les zones identifiées comme étant de l'eau ou une zone inondée au niveau 3 de segmentation (figures 35 à 38) sont également identifiées comme tel aux niveaux inférieurs. En effet, cette dernière se distinguant généralement bien dans l'image, elle est traitée de façon « exclusive » par rapport aux autres classes.

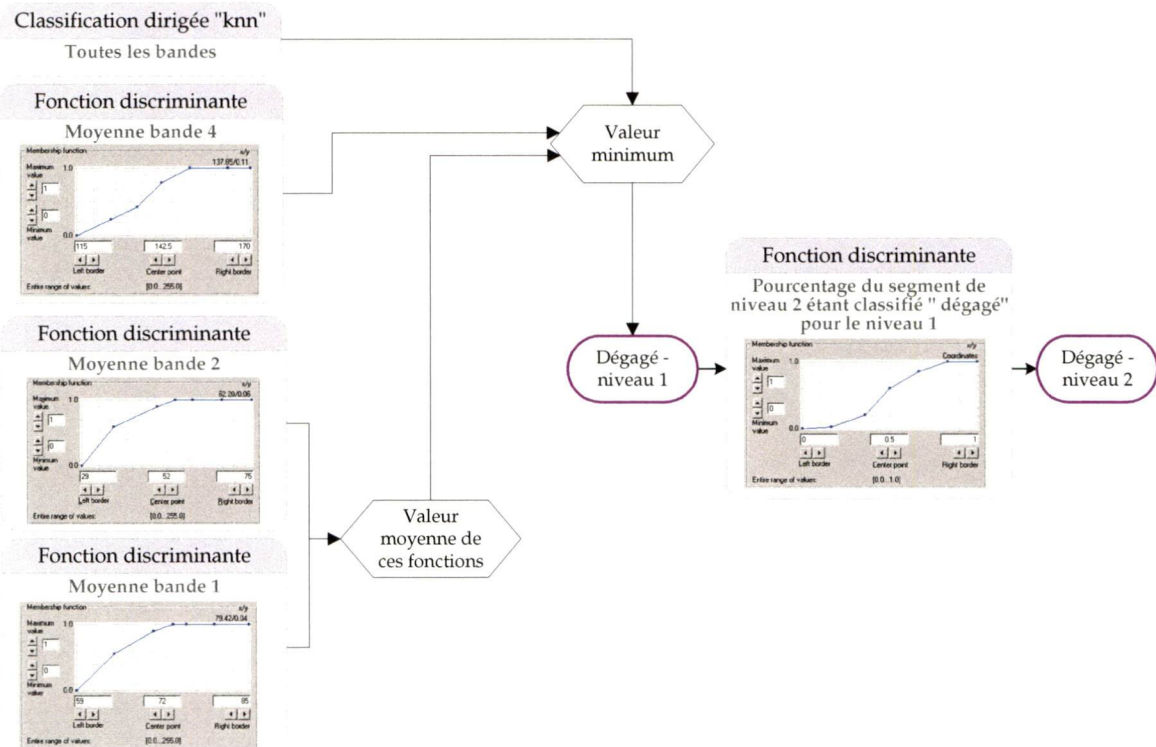


Figure 14 Processus pour générer la classe « endroits dégagés » pour l'image SPOT-5

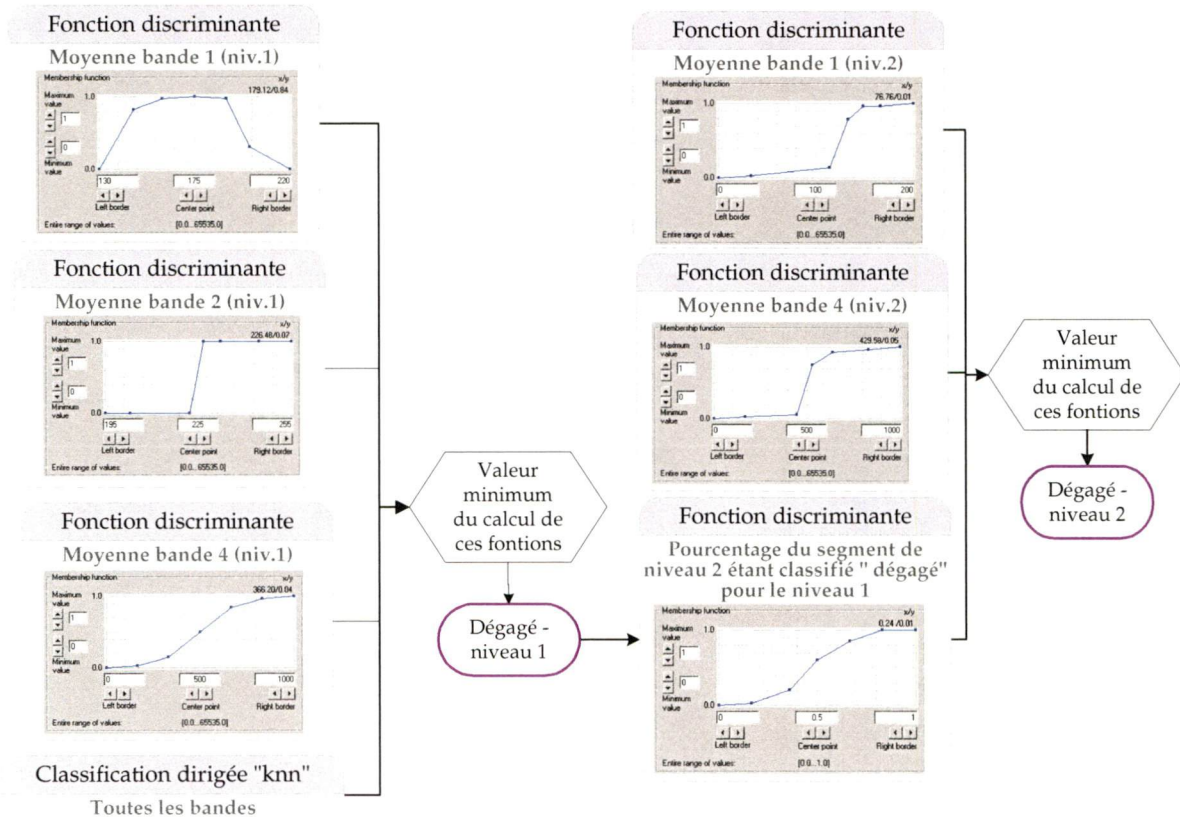


Figure 15 Processus pour générer la classe « endroits dégagés » pour les images IKONOS

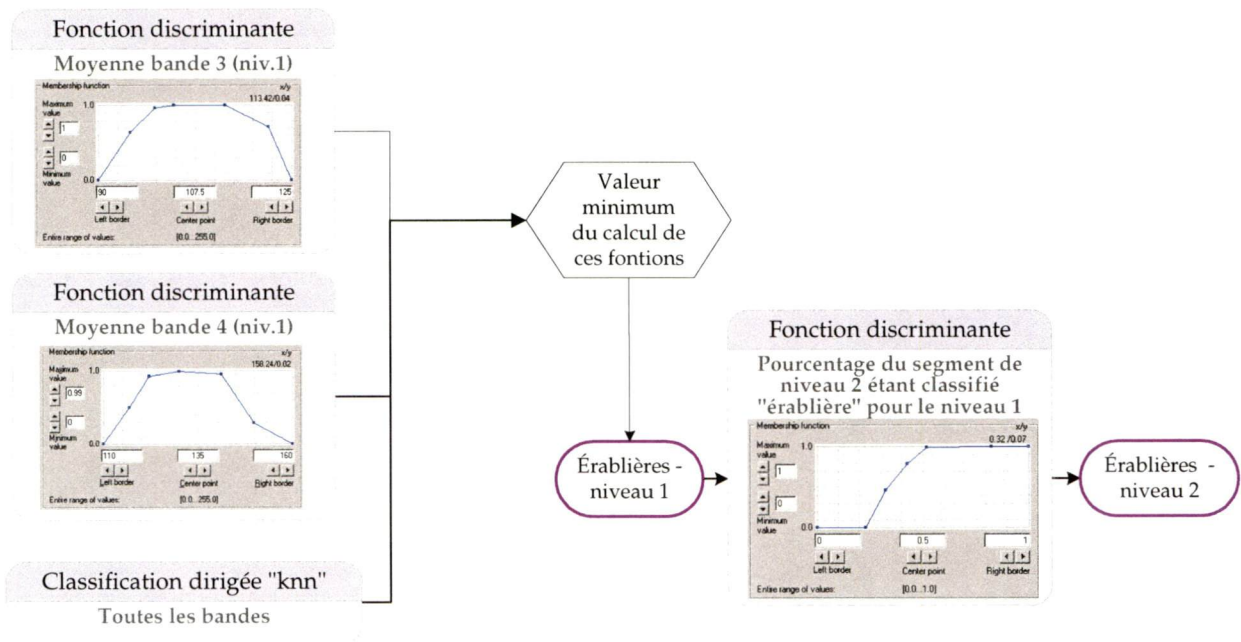


Figure 16 Processus pour générer la classe « érablières » pour l'image SPOT-5

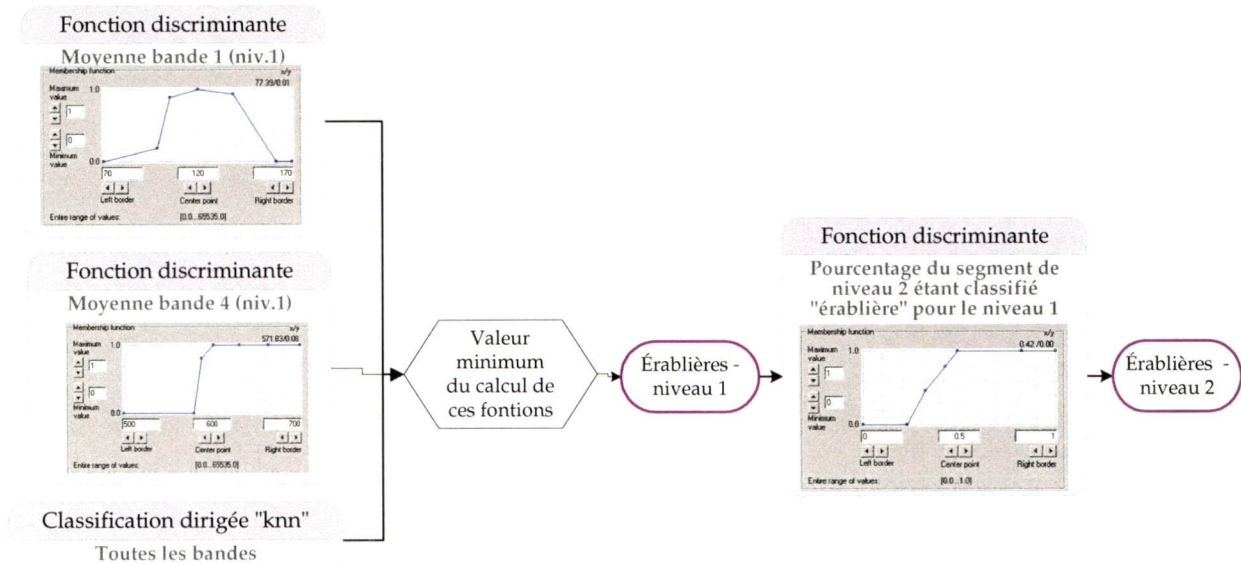


Figure 17 Processus pour générer la classe « érablières » pour les images IKONOS

4.1.2. Classification par pixel

Les paramètres d'entrée pour l'algorithme de classification par pixel ont été variés de façon successive pour trouver ceux qui répondaient le mieux au but de l'étude. Le nombre de regroupements spectraux requis pour la classification non dirigée a été établi à 40. Le seuil de changement choisi pour arrêter le processus itératif était de 15 % et le nombre maximal d'itérations était de 5 (Research Systems 2001). Les 40 groupements spectraux issus du traitement ont ensuite été assignés aux six classes thématiques choisies à l'aide des zones d'entraînement. Par la suite, le filtre modal décrit dans la méthodologie a été appliqué sur une fenêtre de 3x3.

La classification par pixel a été réalisée pour l'image ETM+ et SPOT-5. Elle a également été réalisée à titre exploratoire pour l'image multispectrale IKONOS.

4.1.3. Exactitude des classifications

Tel qu'annoncé dans l'organigramme méthodologique (figure 5), les choix faits pour les deux types de classification nous ont permis d'obtenir quatre images classifiées. Les matrices de confusion ont été générées pour ces quatre images classifiées pour les deux jeux d'échantillonnage de validation. Le tableau 12 présente le sommaire des exactitudes globales et du kappa pour les matrices calculées. Ces dernières peuvent être consultées en détail aux tableaux 19 à 26 en annexe 5.

La meilleure exactitude globale a été obtenue par la classification non dirigée par pixel de l'image SPOT-5. Ce résultat s'applique autant pour les placettes avec 67,2% que pour les zones photo-interprétées avec 69,0 %. Le deuxième meilleur résultat provient de la classification par objet pour l'image SPOT-5 avec des précisions supérieures à 59,5% pour les deux jeux de données de validation.

Tableau 12 Sommaire des résultats de classification toutes classes confondues pour les différentes images

Image	Type de classification	Exactitude		Kappa	
		Zones	Placettes	Zones	Placettes
IKONOS (pan & multi)	Par objet	51,6%	48,3%	41,1%	33,1%
SPOT-5	Par objet	63,7%	59,5%	55,9%	45,6%
SPOT-5	Par pixel	69,0%	67,2%	67,1%	55,1%
ETM+ LANDSAT	Par pixel	62,3%	53,2%	61,0%	42,3%

Le sommaire des résultats par classe est donné au tableau 13. Les matrices complètes pour chacune des classifications peuvent également être consultées à l'annexe 5. De façon générale, toutes les classifications ont bien distingué les endroits dégagés des autres classes avec des précisions d'utilisateur supérieures à 93% et des précisions de producteur supérieures à 73%. Les zones résineuses, elles aussi, se distinguent assez bien avec des résultats variant entre 66% et 97%. Pour ce qui est des érablières, de façon générale, les résultats sont meilleurs pour les placettes que pour les zones photo-interprétées. En effet, le pourcentage des placettes bien classifiées est supérieur à 71% pour toutes les classifications et supérieur à 47% pour la précision du producteur sauf pour l'image ETM+ qui offre de moins bons résultats à ce chapitre. Pour cette classe, les comparaisons avec les zones photo-interprétées ont donné de pauvres résultats pour l'ensemble des classifications sauf pour l'image SPOT-5 qui a répondu légèrement mieux avec des précisions entre 42% et 66%. Les confusions se retrouvent majoritairement entre les érablières et les autres feuillus. Il existe également des confusions entre les classes « mixte » et « autres feuillus » ainsi que « mixte » et « résineux ».

Tableau 13 Sommaire des résultats de classification par classe

Image	Type	Valid.	AUT_F		DENUDE		EAU		ERXX		MIXTE		RES	
			%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod
IKONOS	Objet	Placettes	12,1%	40,0%	n/a		n/a		71,7%	57,6%	70,0%	23,0%	65,9%	81,8%
		Zones	12,0%	20,8%	97,7%	73,4%	100,0%	81,6%	37,2%	41,9%	41,2%	18,2%	83,0%	86,0%
SPOT-5	Objet	Placettes	18,0%	42,9%	n/a		n/a		80,5%	47,1%	68,3%	63,1%	79,4%	79,4%
		Zones	26,0%	29,9%	98,8%	77,1%	99,3%	94,6%	44,4%	42,1%	58,0%	76,5%	92,6%	80,1%
SPOT-5	Pixel	Placettes	33,3%	4,8%	n/a		n/a		78,8%	58,6%	55,0%	67,7%	80,5%	97,1%
		Zones	56,6%	16,7%	93,5%	85,8%	100,0%	89,8%	51,4%	65,6%	53,1%	68,7%	82,0%	93,3%
ETM+ LANDSAT	Pixel	Placettes	18,8%	61,9%	n/a		n/a		81,3%	37,1%	70,8%	52,3%	71,8%	82,4%
		Zones	20,2%	25,4%	95,1%	86,3%	100,0%	85,7%	41,2%	38,3%	65,1%	61,6%	85,3%	90,4%

4.2. Comparaison des images classifiées

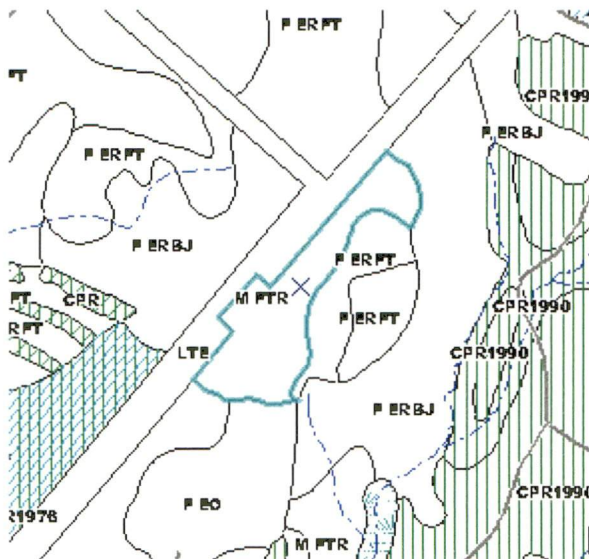
Les classifications ont été comparées entre elles sur les principaux points d'intérêt de l'étude, c'est-à-dire sur une base cartographique, sur leur apport pour identifier les thèmes intra-polygonaux et sur la géométrie des polygones qui les composent.

4.2.1. Comparaison cartographique

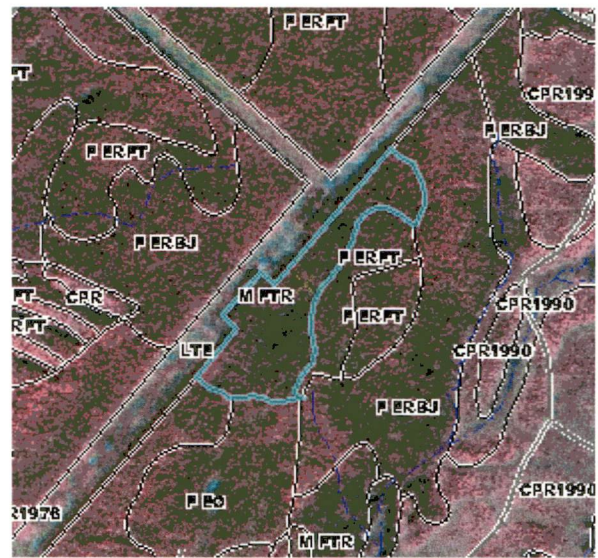
Le principal résultat attendu était la production de cartes thématiques résultant des classifications. Afin de donner un aperçu au lecteur, les quatre images classifiées peuvent être consultées à l'annexe 6 aux figures 40 à 43. L'échelle étant trop grossière (1:50000) pour pouvoir vraiment apprécier les différences, un extrait (figure 18) de l'image a été sélectionné pour illustrer un exemple. Pour ces extraits d'images comme pour tous ceux qui suivent, les classes peuvent être identifiées à l'aide de la légende donnée au tableau 14.

Tableau 14 Couleurs associées aux différentes classes

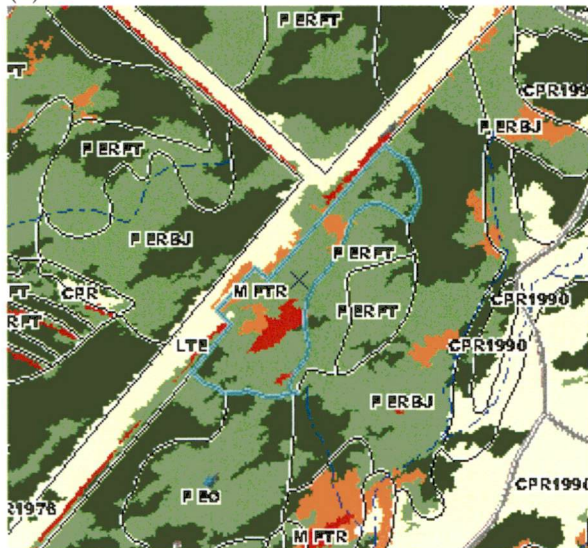
Bleu :	eau	Vert foncé :	érablières
Rouge :	résineux	Vert pâle :	autres feuillus
Orange :	mixte	Jaune pâle :	dénudé



(a) Carte écoforestière de Domtar Inc.



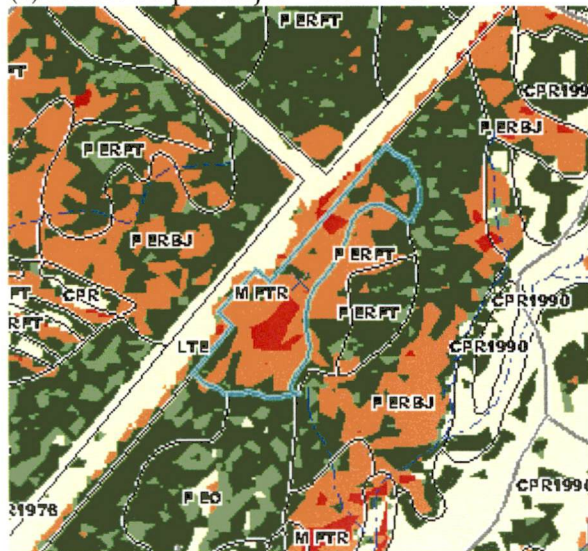
(b) Image composite IKONOS et SPOT-5



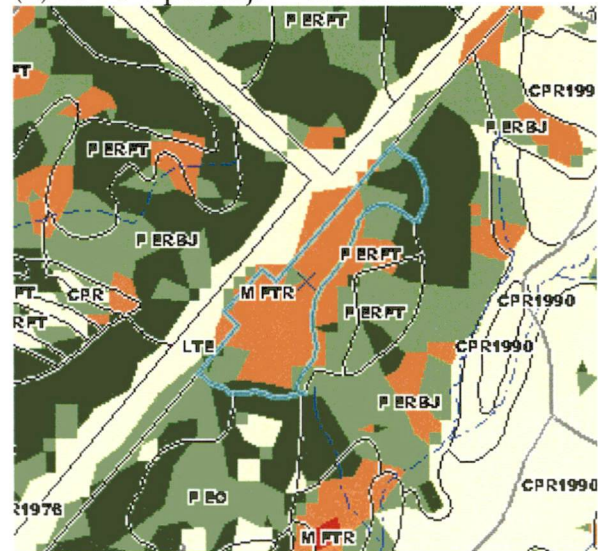
(c) IKONOS par objet – niveau 2



(d) SPOT-5 par objet – niveau 2



(e) SPOT-5 par pixel



(f) LANDSAT ETM+ par pixel

Figure 18 Images classifiées

4.2.2. Thèmes intra-polygonaux recherchés

Maintenant que les images ont été présentées de façon générale, elles seront comparées en regard des îlots résineux, des érablières et des zones dégagées.

Les îlots résineux

Rappelons qu'une photo-interprétation a été réalisée à l'aide de critères de superficies minimales plus petits que ceux utilisés pour produire la carte forestière initiale. Cette dernière a produit 9 polygones résineux entre 0,5 et 4 hectares qui n'étaient pas présents sur la carte forestière initiale. La figure 19 illustre un de ces îlots résineux. Il est comparé aux différentes méthodes de classification. On peut voir que la majorité des classifications montrent des pixels classifiés « mixte ». Toutefois, seule la classification par pixel SPOT-5 (e) montre une présence significative de résineux en plus d'une forme ressemblant davantage au polygone photo-interprété.

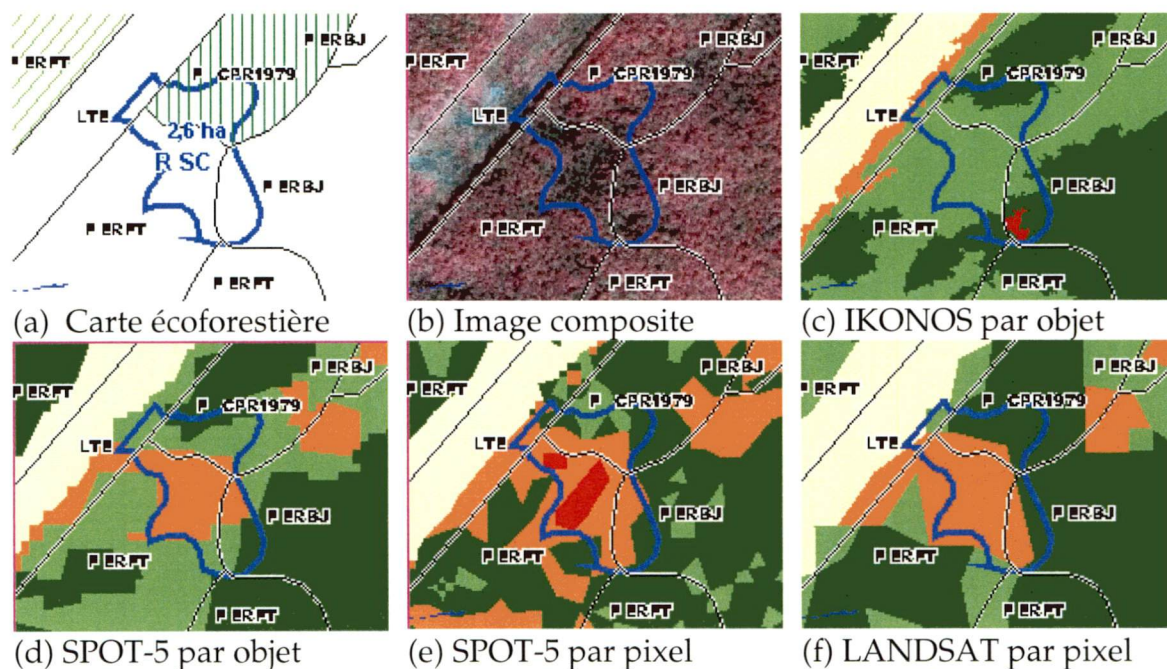


Figure 19 Comparaison des classifications pour l'identification d'un îlot résineux

Le tableau 15 montre une compilation pour les 9 polygones ciblés. Dans un cadre pratique, l'identification de tels îlots se fait en créant une requête spatiale pour sélectionner tous les polygones résineux de plus de 0,5 hectare et de moins de 4 ha. Les chiffres inscrits dans ce tableau sont une pourcentage des polygones qui ont pu

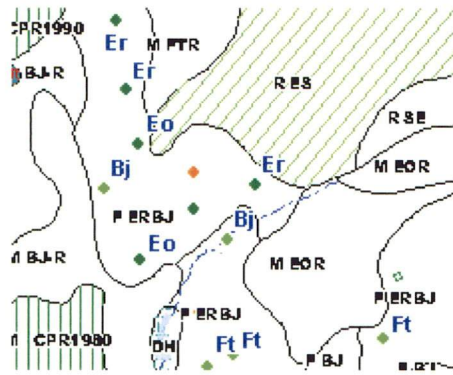
répondre à ces critères. La réponse en utilisant la classe « résineux » seule n'était pas élevée. C'est pourquoi deux tests complémentaires ont été faits. Le premier consistait à inclure également les superficies mixtes puisqu'en pratique, celles-ci peuvent contenir jusqu'à 74 % de résineux. Cela a permis d'augmenter considérablement le taux de réussite. Le deuxième test consistait à diminuer la taille minimale pour sélectionner les polygones en passant de 0,5 ha à 0,2 ha. Dans ce cas, la réponse était légèrement meilleure.

Tableau 15 Compilation du taux de succès pour l'identification de 9 îlots résineux entre 0,5 ha et 4 ha

Image	Type de classification	Sup. > 0,5 ha		Sup. > 0,2 ha	
		Résineux	Rés. et mixte	Résineux	Rés. et mixte
IKONOS (pan & multi)	Par objet	22,2%	55,6%	44,4%	66,7%
SPOT-5	Par objet	11,1%	66,7%	22,2%	88,9%
SPOT-5	Par pixel	22,2%	77,8%	55,6%	77,8%
ETM+ LANDSAT	Par pixel	22,2%	55,6%	22,2%	77,8%

Les érablières

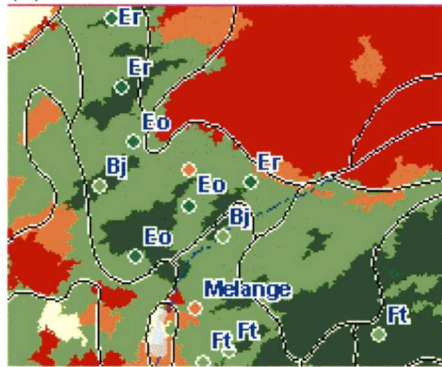
En ce qui concerne la délimitation des érablières, un exemple a été sélectionné (figure 20) pour permettre une comparaison visuelle entre les images classifiées. Les points de contrôles terrain donnent un bon indicateur sur la performance de chacune des classifications. Sur cet extrait, les placettes qui ont été compilées comme étant des « érablières » ont une étiquette qui débute par « Er » (érables à sucre) ou « Eo » (érables rouges).



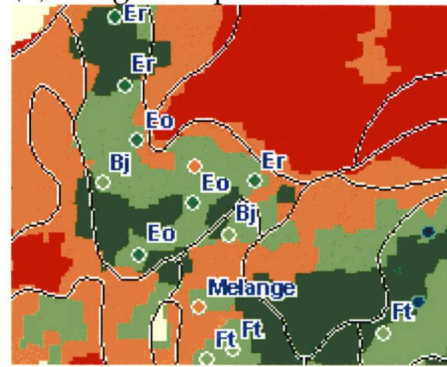
(a) Carte écoforestière



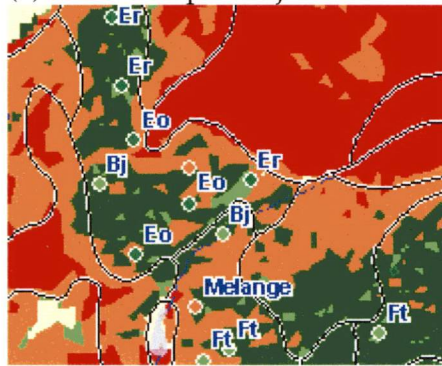
(b) Image composite



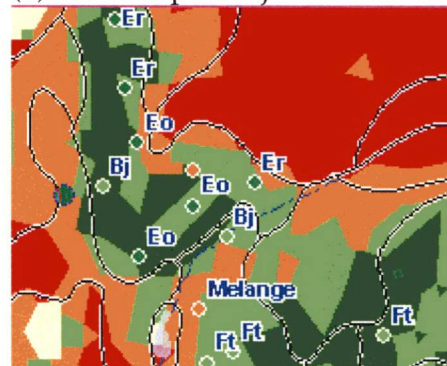
(c) IKONOS par objet



(e) SPOT-5 par objet



(f) SPOT-5 par PIXEL



(g) LANDSAT par pixel

Figure 20 Comparaison des classifications pour l'identification d'érablières

Rappelons que la classe « érablières » est à un niveau de stratification plus fin que la classe « résineux ». Ce choix a été fait pour évaluer la possibilité d'identifier les érablières. Les résultats présentés plus haut permettent de quantifier les taux de succès pour reconnaître cette classe. Toutefois, il est important d'évaluer également le degré de confusion qu'a apporté la classe « érablière » dans le processus de classification. Pour ce faire, les exactitudes globales des classifications ont été recalculées en combinant cette fois la classe « autres feuillus » et « érablières » pour obtenir une classe « feuillu » qui a le même niveau de généralisation que les classes « résineux » et « mixte » (tableau 16).

Tableau 16 Exactitudes globales des classifications sans la classe « érablières »

Image	Type de classification	Exactitude		Kappa	
		Zones	Placettes	Zones	Placettes
IKONOS(pan & multi)	Par objet	76,1%	69,4%	66,8%	49,5%
SPOT-5	Par objet	84,0%	77,8%	78,7%	64,3%
SPOT-5	Par pixel	81,7%	72,7%	75,9%	58,5%
ETM+ LANDSAT	Par pixel	84,6%	76,1%	79,3%	61,3%

L'amélioration des résultats est remarquable autant pour la classification par objet de l'image SPOT-5 que la classification par pixel de l'image LANDSAT. Toutes les classifications offrent des classifications supérieures à 69%. La meilleure classification étant celle par objet de l'image SPOT-5 avec plus de 77,8% pour les placettes et 84,0% pour les zones de validation.

Les zones dégagées

Enfin, pour les zones dégagées, la classification visait à identifier les endroits où la végétation était peu présente ou en régénération dans des peuplements forestiers productifs. La figure 21 illustre un exemple de polygone qui a été photo-interprété à l'aide de critères de superficie plus fins. Ce dernier a été identifié comme un endroit « dénudé humide » (a). L'image (b) montre clairement la présence d'une trouée. Toutefois la photo-interprétation d'origine (a) ne montre aucunement la présence de ce polygone de 1,4 ha. Toutes les classifications ont montré la présence de cette trouée.

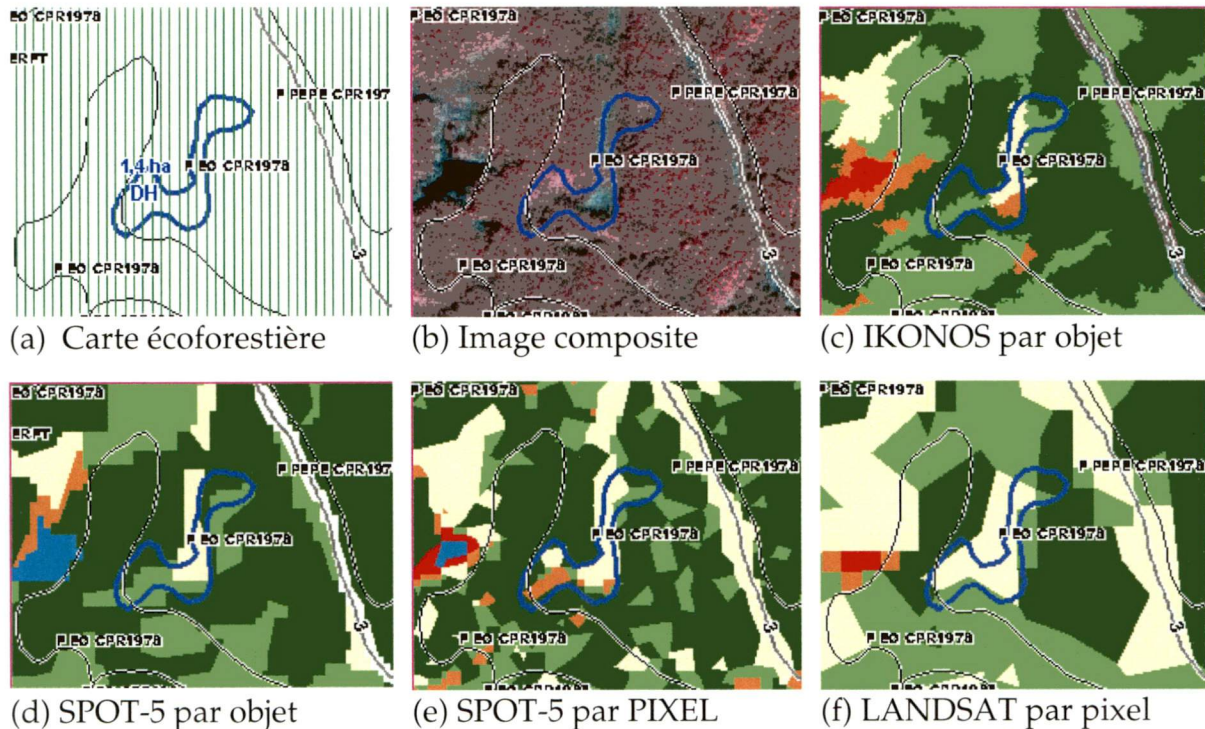


Figure 21 Comparaison des classifications pour l'identification d'une trouée

Comme pour les îlots résineux, dix polygones issus de la nouvelle photo-interprétation ont été compilés pour obtenir un taux de succès des classifications à les reconnaître (tableau 17). En utilisant une superficie minimale de 0,2 hectare, toutes les classifications ont pu identifier la majorité des îlots. La classification par pixel de l'image SPOT-5 les a tous détectés.

Tableau 17 Compilation du taux de succès pour l'identification de 10 trouées entre 0,5 ha et 4 ha

Image	Type de classification	Sup. > 0,5 ha dénudé	Sup. > 0,2 ha dénudé
IKONOS (pan & multi)	Par objet	40,0%	90,0%
SPOT-5	Par objet	50,0%	60,0%
SPOT-5	Par pixel	70,0%	100,0%
ETM+ LANDSAT	Par pixel	50,0%	70,0%

4.2.3. Géométrie des polygones

Les thèmes intra-polygonaux font appel à des critères d'identification d'espèces, mais également de superficie minimum. La section précédente a permis de comparer les classifications entre elles pour les classes ciblées. La section qui suit permettra d'évaluer le critère de taille des polygones résultants.

Afin d'évaluer le critère de superficie, des statistiques ont été compilées par taille de polygone pour le site d'étude. Le graphique de la figure 22 illustre la proportion en nombre d'occurrences par classe de superficie. On remarque que plus de 90 % des polygones ont moins de 0,5 ha pour l'image SPOT-5 classifiée par pixel (D). On peut d'ailleurs remarquer visuellement cette tendance sur les figures 18 à 21. Si on fait cette analyse en terme de superficie plutôt que de nombre de polygones (figure 23), il s'agit de 14% de la superficie du site d'étude qui est composée de polygones de moins de 0,5 ha. On peut voir également sur ces graphiques les proportions pour la carte écoforestière de Domtar Inc. et ceux de la photo-interprétation réalisée pour le projet avec des critères de superficies minimales plus petits. La carte écoforestière initiale a moins de 20 % de sa superficie qui est composée de polygones de moins de 8 ha. Ce qui correspond aux critères de photo-interprétation utilisés pour créer les polygones. La nouvelle carte(B), a plus de 40 % de sa superficie composée de polygones de moins de 8 ha. Pour les classifications (C à F), il s'agit de plus de 30 % de leur superficie.

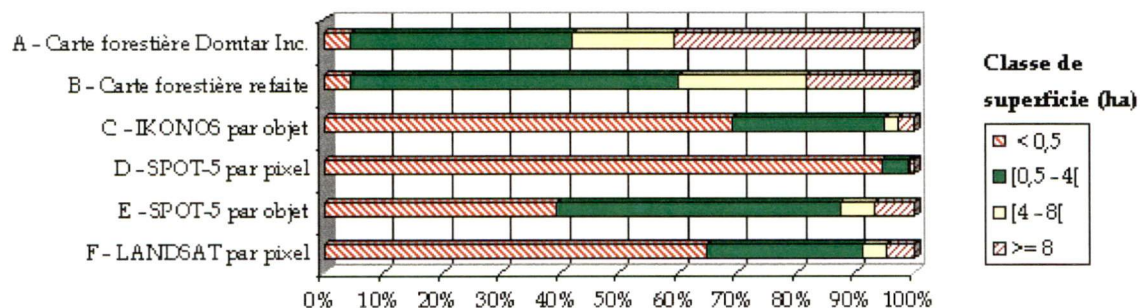


Figure 22 Graphique illustrant la distribution des polygones en nombre de polygones par classe de superficie

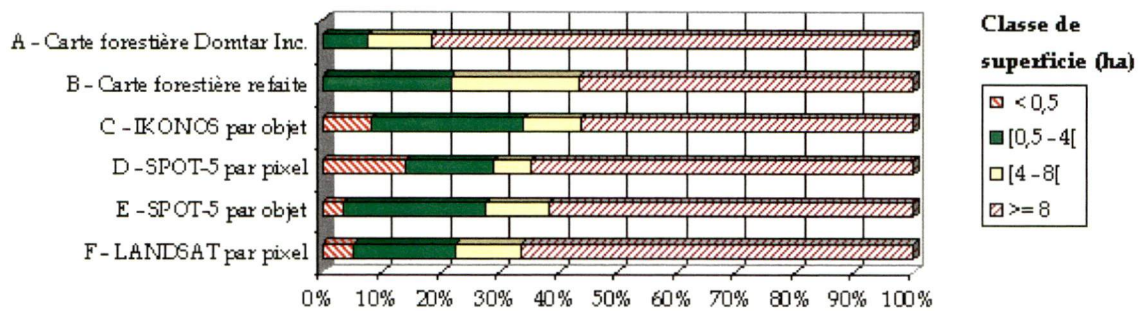


Figure 23 Graphique illustrant la distribution des polygones en superficie (ha) par classe de superficie

De façon à évaluer le degré de redécoupage des polygones, les mêmes statistiques ont été compilées par classe et peuvent être visualisées à la figure 24. Pour presque toutes les classes, il y a une augmentation de la proportion de polygones de moins de 8 ha par rapport à la carte forestière. On remarque, pour la majorité des classes, que la classification par objet SPOT-5 a une bonne proportion de ses polygones à moins de 8 ha tout en ayant une très faible proportion à moins de 0,5 ha. Ce qui n'est pas le cas de la classification par pixel de la même image.

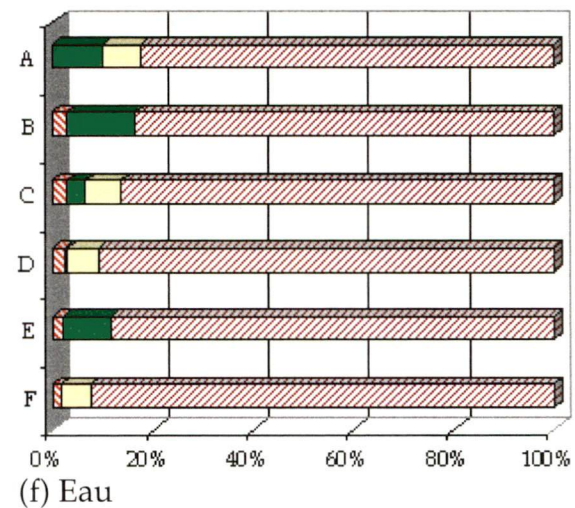
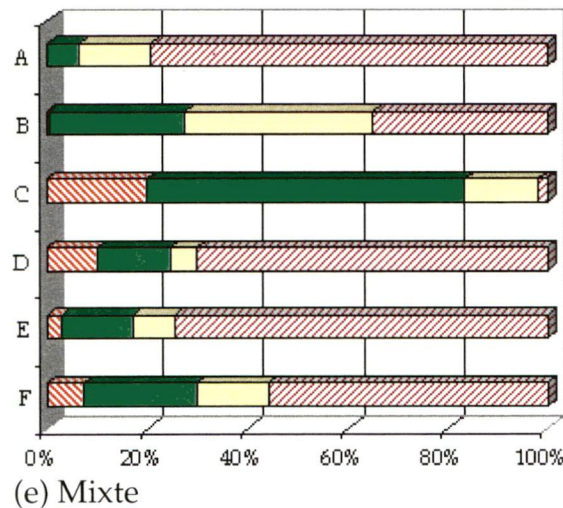
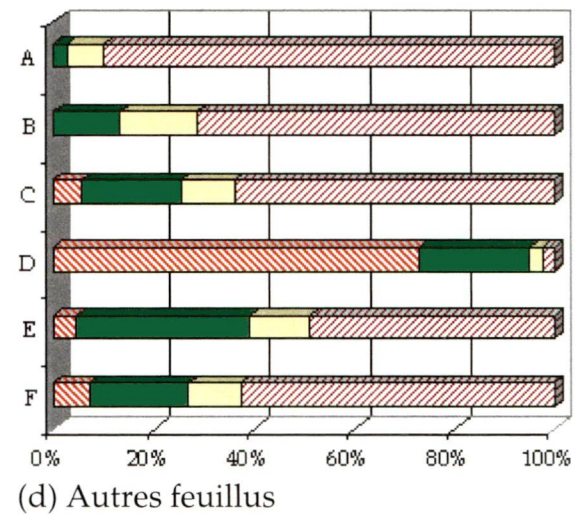
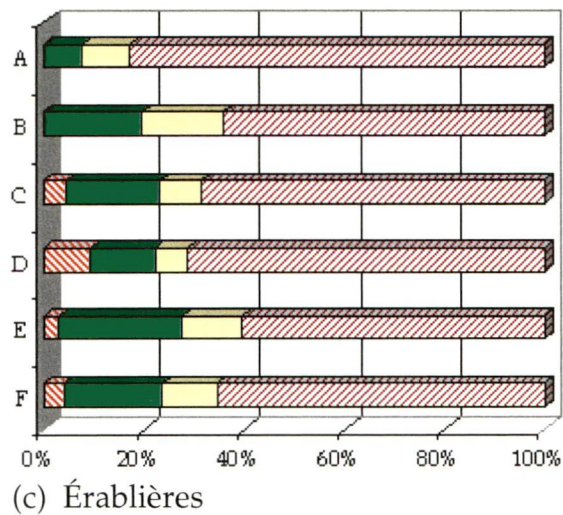
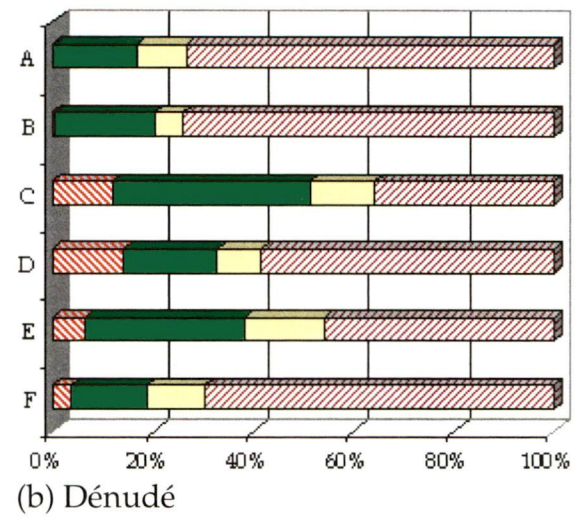
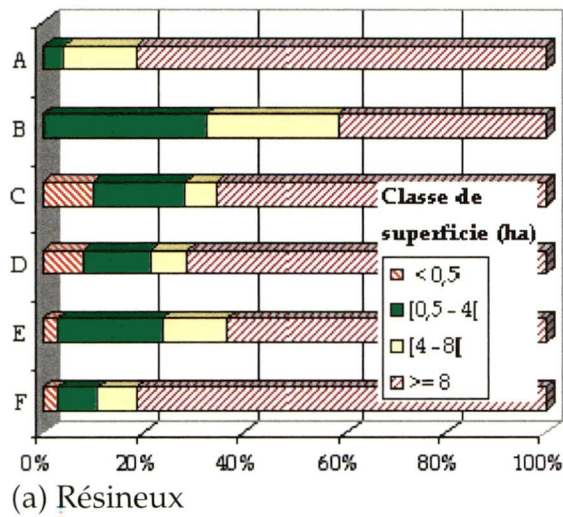


Figure 24 Graphiques illustrant la distribution des superficies des polygones par taille de superficie pour chacune des classes du projet

Où A : Carte forestière Domtar Inc, B : Carte forestière issue de la nouvelle photo-interprétation, C : IKONOS par objet, D : SPOT-5 par pixel, E : SPOT-5 par objet, F : LANDSAT par pixel

4.3. Intégration aux polygones forestiers

L'intégration des informations résultant des traitements d'images aux polygones forestiers constituait l'étape ultime du projet. L'objectif était empreint à la fois par des critères d'identification d'espèces et de superficie des polygones. Le choix de la classification à intégrer aux polygones devait en tenir compte. Rappelons que la meilleure classification pour l'identification des classes était l'image SPOT-5 classifiée par pixel suivie par la classification par objet de l'image SPOT-5. Par contre, en ce qui concerne le respect des tailles des polygones, la deuxième s'est avérée plus intéressante. C'est donc cette dernière qui a été intégrée aux polygones forestiers.

La figure 25 illustre un exemple d'un polygone qui a été traité. L'appellation du polygone est « FTR », ce qui signifie que c'est un peuplement mélangé dont plus de 25% mais moins de 50% de la surface terrière est occupée par des résineux et dont la surface terrière feuillue est constituée de plus de 50% de feuillus tolérants (Létourneau 1999). La taille du polygone est de 11,5 ha. Initialement, il n'y avait pas moyen de savoir s'il y avait des concentrations d'arbres résineux ou s'ils étaient répartis sur l'ensemble du peuplement. Les attributs ajoutés aux polygones permettent précisément d'obtenir cette information. Les informations résultant des nouveaux attributs intégrés aux polygones permettent de constater qu'il y a environ 0,6 ha de résineux. Cette superficie pourrait provenir d'un grand polygone résineux limitrophe qui déteindrait sur ce polygone à cause de l'imprécision des frontières. Afin de lever l'ambiguïté, un indicateur sur la présence d'îlots résineux ou dénudés a été ajouté. Il s'agit ici de la superficie résineuse du polygone qui appartient à des zones homogènes de moins de 4 ha. La liste des polygones forestiers améliorés peut être consultée en annexe 8. Le tableau 18 montre, à titre d'exemple, la liste complète des polygones d'appellation « FTR » pour le site d'étude. Ce tableau montre que 6 des 10 polygones contiennent des concentrations résineuses et que 7 des polygones contiennent des superficies dégagées de plus de 0,2 ha.

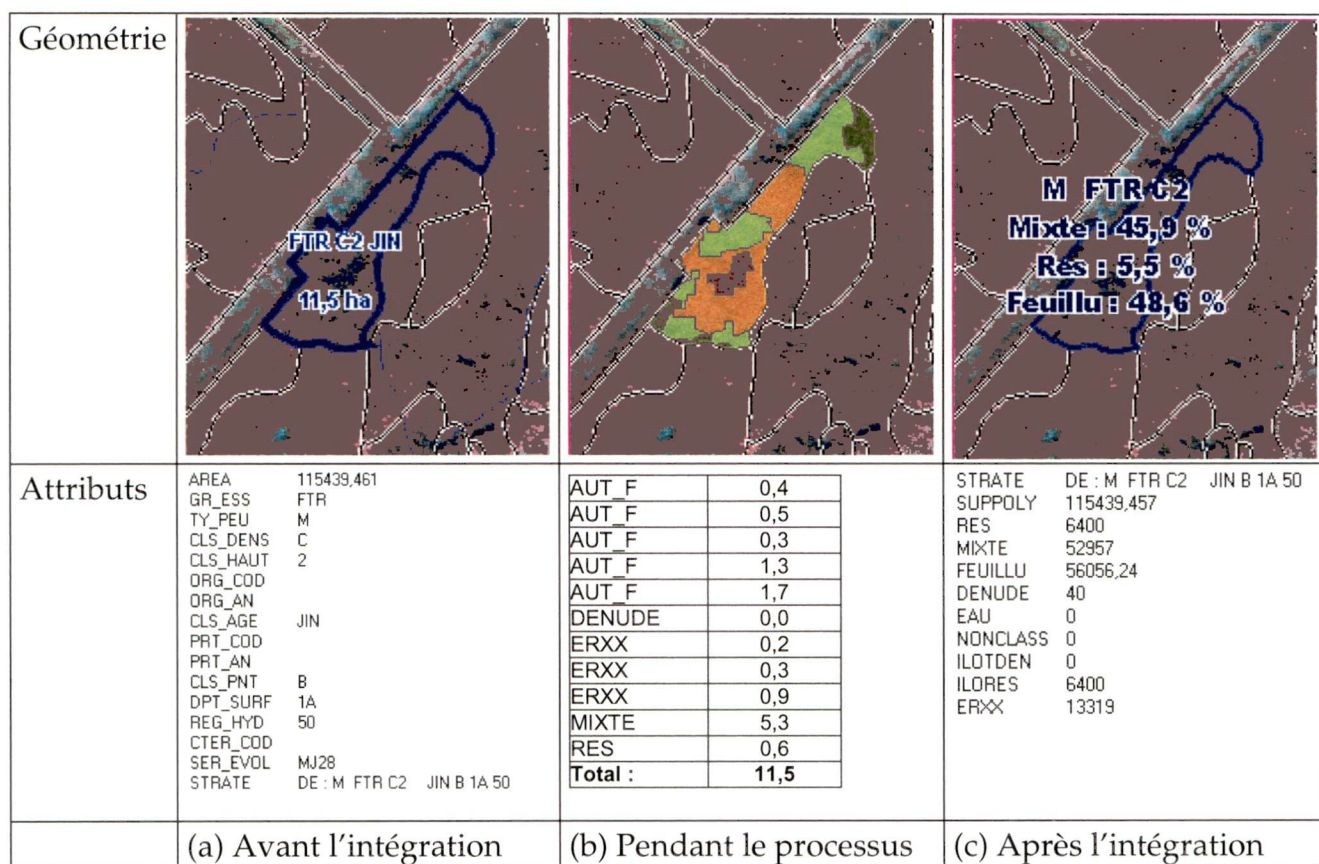


Figure 25 Exemple illustrant l'intégration de la classification par objet de l'image SPOT-5 dans un polygone de la carte forestière de Domtar Inc.

Tableau 18 Liste de dix polygones photo-interprétés « FTR » avec leur répartition en superficie (ha) calculée à l'aide de la carte forestière « améliorée »

		Superficie par classe (image)					Total
Strate forestière		Résineux	Mixte	Feuillu	Dénudé	Eau	
FTR	M FTR B2 JIN B 1A 30	0,5	4,7	3,8	0,0	0,0	8,9
	M FTR B2 JIN B 1A 40	0,9	11,1	7,4	0,2	0,0	19,6
	M FTR B2 JIN B 1A 50	0,9	4,7	0,1	0,7	0,0	6,5
		0,0	0,6	0,0	0,2	0,0	0,8
		0,5	3,9	0,9	0,2	0,0	5,6
	M FTR B2 JIN B 1AY 30	2,0	9,3	2,8	0,4	0,0	14,4
	M FTR B3 JIN B 1A 40	1,6	11,0	4,6	0,2	0,0	17,3
	M FTR C2 JIN B 1A 50	0,6	5,3	5,6	0,0	0,0	11,5
	M FTR C2 JIN B 2A 20	0,0	0,6	1,0	0,1	0,0	1,8
	M FTR D2 CRE 2000 30 B 2A 20	0,0	0,8	1,7	0,2	0,0	2,7
Total		7,0	52,0	27,9	2,3	0,0	89,3

5. INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS ET DISCUSSION

5.1. Interprétation des résultats

Les résultats ont été interprétés selon trois aspects : (i) la performance des classifications, (ii) la réponse par rapport aux thèmes intra-polygonaux choisis et (iii) la taille des polygones résultants.

Performance des classifications

Pour évaluer la performance des différentes classifications, les résultats ont été comparés sur la base des méthodes de traitement d'image choisies puis au niveau de la résolution spatiale.

Lors de l'analyse préliminaire nous nous attendions à obtenir de meilleures exactitudes à l'aide de la classification par objet. Ce fut cependant la classification non dirigée par pixel pour l'image du satellite SPOT-5 qui a obtenu les meilleurs résultats avec 69% d'exactitude globale, ce qui est environ 5% de plus que toutes les autres classifications. Ce type de classification est simple et rapide. L'observation de si bons résultats nous a poussés à faire une tentative pour classifier l'image IKONOS par pixel (annexe 7 aux tableaux 27 (C) et 28 (C)). Même si les résultats ne sont pas si mauvais, ils ne montrent pas le même niveau d'exactitude et avantages que pour les images classifiées SPOT-5. La classification non dirigée par pixel pose des difficultés relativement à l'assignation des regroupements spectraux aux classes choisies. En effet, en plus de demander de nombreux points de contrôle cette étape peut être assez ardue et introduire une certaine forme de subjectivité. De plus, la méthode par voie non dirigée dépend beaucoup des données présentes dans l'image (« data-driven »). Dans le cas présent, les images utilisées sont en très grande partie en milieu forestier. Cela signifie qu'un plus grand nombre de regroupements spectraux sont dédiés à ce milieu par rapport à une image qui aurait été prise dans un milieu où les forêts seraient moins bien représentées.

La classification par objet s'est avérée plus longue à réaliser que la classification par pixel et contient également une certaine part de subjectivité. En effet, le choix des

fonctions discriminantes peut facilement devenir arbitraire selon les itérations de tests qui ont été faits pour trouver ces dernières. De plus, les fonctions pour la classification impliquent d'introduire une forme de seuillage plus ou moins rigoureuse, ce qui exige une bonne connaissance *a priori* de la donnée et de leur lien avec l'objet étudié. C'est d'ailleurs un point relevé par Flanders et al. (2003) lors de l'application d'une méthode similaire.

Les travaux de ces derniers portaient sur une image ETM+ qui a été classifiée par objet à l'aide du logiciel eCognition. Les classes de cette étude ont un niveau de généralisation un peu plus grossier que pour la présente étude. Ils ont obtenu des exactitudes de 70% et 91% pour chacun de leur site d'étude. Par contre, ils notent une amélioration considérable entre la classification par pixel par maximum de vraisemblance et la classification par objet. Cela est dans le même ordre de grandeur que les résultats obtenus sans la classe « érablières » (tableau 16) qui varient entre 76% et 85% pour les zones de validation et entre 69% et 78% pour les placettes. Toutefois, dans notre cas, les classifications par pixel et par objet obtiennent des résultats similaires.

L'influence subjective introduite par l'élaboration des différentes règles de classifications imposées au classificateur par objet a été évaluée par un essai n'utilisant aucune autre fonction discriminante que la classification dirigée à l'aide des échantillons d'entraînement. Cela a été fait pour limiter la présence possible de seuillages non rigoureux. Les résultats de cet essai (annexe 7 aux tableaux 27 (B) et 28 (B)) sont significativement inférieurs à ceux obtenus par la méthode élaborée pour le projet. Ce qui vient appuyer les efforts investis dans cette dernière.

Un autre aspect dont il faut tenir compte pour évaluer la performance des classifications est la résolution spatiale des images. Les images du satellite IKONOS à 1 et 4 mètres de résolution offrent visuellement un produit très intéressant. Toutefois, les exactitudes calculées pour la classification par objet de ces images sont généralement moins performantes, surtout pour les classes « autres feuillus » et « mixte » pour lesquelles il y a une grande confusion. Pour l'image du satellite SPOT-5, les exactitudes globales des deux classifications qui en résultent sont légèrement supérieures à celle de l'image

ETM+ autant pour les zones de validation que les placettes. Elles sont par contre significativement supérieures à celle de l'image IKONOS. Cela appuie de façon concrète l'hypothèse du projet par rapport à la résolution spatiale avoisinant la grandeur du houppier individuel.

Identification des thèmes intra-polygonaux recherchés

Les thèmes intra-polygonaux ciblés pour le projet ont obtenu des résultats de classification intéressants. La résolution spatiale de 10 mètres s'est avérée répondre beaucoup mieux aux objectifs de départ que les images à 1, 4 et 30 mètres.

Pour les zones résineuses, toutes les classifications ont donné de bons résultats. Les classifications de l'image SPOT-5 sont toutefois celles qui ont, en général, les meilleurs résultats avec en tête la classification par pixel qui a obtenu plus de 80% pour les deux jeux d'échantillons, et ce, autant pour le producteur que l'utilisateur. Maintenant, si on regarde l'identification des îlots résineux entre 0,5 et 4 hectares, le test comparatif pour 9 îlots identifiés par photo-interprétation a permis de constater que l'image SPOT-5 permettait d'obtenir l'information désirée, et ce, autant par la classification par objet que par la classification par pixel.

En ce qui concerne les érablières, le calcul des exactitudes en combinant les classes « érablières » et « autres feuillus » font ressortir deux éléments en particulier : les bons résultats de l'image ETM+ et l'amélioration de la classification par objet de l'image SPOT-5 par rapport à la classification par pixel. L'amélioration des résultats avec l'image ETM+ est possiblement liée au fait que la stratification plus fine associée aux « érablières » répondait moins bien à cette résolution spatiale plus grossière. Les résultats intéressants de la classification par pixel avec l'image SPOT-5 pourraient signifier que le regroupement spectral automatique est plus efficace que les algorithmes élaborés pour la classification par objet mais qu'à un niveau de stratification plus grossier, la classification par objet est plus efficace.

Enfin, les résultats de classification pour les zones dégagées sont excellents pour l'ensemble des classifications avec plus de 93% d'exactitude d'utilisateur et plus de 73%

d'exactitude du producteur. La tentative pour évaluer les trouées de plus de 0,2 hectares a donné des résultats intéressants. Par contre, la classification par objet de l'image SPOT-5 est celle qui a donné les moins bons résultats à ce niveau avec 60% des polygones correctement identifiés. Il est à remarquer que l'exemple illustré à la figure 21 montre la présence d'une zone inondée que seules les classifications de l'image SPOT-5 ont relevé. Ce qui nous amène à nous interroger sur la classe « eau » puisque les très petits plans d'eau forment également des trouées. Celle-ci a été le mieux identifiée par la classification par objet de l'image SPOT-5 avec plus de 94% d'exactitude. Cela suggère que, pour l'image SPOT-5, les règles de classification par objet élaborées pour la classe « eau » sont plus performantes que la classification par pixel qui utilise seulement les valeurs spectrales.

La taille des polygones

Maintenant, examinons l'aspect de la problématique relié à la taille des polygones photo-interprétés. Les graphiques illustrés aux figures 22 et 23 illustrent que la classification ayant la meilleure répartition des polygones selon leur classe de superficie par rapport aux objectifs du projet est la classification par objet SPOT-5. Pour cette même image, le territoire est beaucoup plus fragmenté en utilisant un classificateur par pixel. Il faut se rappeler que la première étape du processus de classification par objet consiste à générer des objets à l'aide d'algorithmes basés sur l'homogénéité des segments (Benz et al. 2004). Ce qui n'est pas le cas pour la classification par pixel réalisée pour laquelle des traitements *a posteriori* doivent être appliqués pour rassembler les informations similaires par filtrage ou autre méthode. Il serait possible d'avancer que les superficies de moins de 0,5 ha sont marginales. Toutefois, les chiffres compilés dans cette étude suggèrent qu'elles ne le sont pas.

Les très petites superficies ne sont habituellement pas très utiles pour les besoins reliés à la carte forestière et pourraient introduire des erreurs significatives lors de calculs statistiques. Cela signifie que ces petites superficies doivent être intégrées aux polygones voisins d'une manière ou d'une autre. Des essais en ce sens ont été faits avec des paramètres de filtrage plus grossiers. Toutefois, la forme des polygones était trop

grandement affectée. Une solution provenant du traitement des polygones dans le format vectoriel pourrait probablement résoudre ce problème. Toutefois, des algorithmes de ce genre peuvent être onéreux et se compliquer passablement si des règles faisant appel à la proximité et aux attributs des polygones sont appliquées. Une autre solution est d'intégrer les classifications par pixel dans une approche par objet pour profiter des avantages de chacune. Un essai en ce sens a été fait et les résultats en découlant sont présentés à l'annexe 7 aux tableaux 27 (A) et 28 (A). Cet essai a permis de constater que l'exactitude globale est légèrement supérieure, avec 2% de plus, que celle obtenue par la classification par pixel tout en respectant les critères de taille de polygones.

5.2. Discussion

Résolution spatiale et échelle

L'analyse des ombres et de la texture sur les images classifiées sont des indicateurs de l'impact de la résolution spatiale. Dans le cas de l'image IKONOS, la présence de pixels entièrement ou majoritairement constitués d'ombre est assez évidente. En forêt feuillue, ce sont souvent des indicateurs de changement de cime (Fournier et al. 1995). L'analyse exploratoire faite pour la classification par pixel de l'image IKONOS a montré que les pixels entièrement constitués d'ombre pouvaient être assez facilement identifiés. Toutefois, ils se confondent avec la classe « eau ». Un masque des plans d'eau provenant d'une autre source donnée pourrait être utilisé pour faciliter la différenciation des pixels « eau » ou « ombre ». Toutefois, ceux situés en zone semi-ombragés auront tendance à se confondre avec d'autres classes à cause de la texture des peuplements. Avec la classification par objet, il était possible de gérer, du moins en partie, l'effet de l'ombre en utilisant des paramètres de texture dans les fonctions discriminantes (annexe 4 figure 39). Néanmoins, pour l'image SPOT-5, la classification par pixel obtenue suggère une bonne intégration de l'ombre à l'intérieur des pixels. De plus, la création des segments ne semble pas avoir été trop influencée par l'ombre. Pour l'image ETM+, l'ombre semble totalement intégrée dans la valeur des pixels et incidemment cause moins de problèmes.

Un des outils pour évaluer l'impact de la résolution spatiale sur les patrons forestiers est l'étude de la variance locale à l'aide de semi-variogrammes. Cette dernière a été utilisée par plusieurs auteurs pour mesurer la texture (Coops et Culvenor 2000), la structure des peuplements forestiers (Saint-Onge et Cavayas 1995) et évaluer la résolution spatiale par rapport à l'objet étudié (Woodcock et Strahler 1987). Ce type d'analyse aurait probablement fourni une information très intéressante, toutefois, ce genre d'étude débordait du cadre du projet qui visait davantage l'apport pour la planification forestière.

Choix des classes et flou associé à ce choix

Les observations reliées à l'échelle d'observation nous amènent au choix des classes qui a, comme nous l'avons constaté, une grande influence sur les résultats obtenus. Les classes sont définies pour faire ressortir les différences spectrales et écologiques (Townsend 2000), toutefois, certaines classes ont d'avance un caractère flou. Par exemple, la classe mixte est composée d'essences feuillues et résineuses (Létourneau 1999). Ce qui la met en « compétition » directe avec ces deux dernières. La distinction spectrale et écologique se fera en sélectionnant celle qui est la plus représentée. Franklin et al. (2000) ont fait une stratification beaucoup plus détaillée que celle de la présente étude et ont classifié leurs images, qui étaient de très haute résolution spatiale en y calculant des paramètres de texture. L'exactitude des meilleures classifications qu'ils ont obtenu se situaient entre 60 et 65 %. (Franklin et al. 2000). L'amélioration obtenue par l'utilisation de mesures de textures a été plus grande pour les peuplements feuillus que les peuplements résineux. Les auteurs expliquent ce phénomène par la structure spatiale et les caractéristiques de l'ombre de ces peuplements. Ceci vient appuyer l'importance des choix méthodologiques pour le traitement d'images du milieu feuillu.

Dans notre cas le fait de vouloir identifier les érablières matures signifie que les érablières non matures se retrouvent dans la classe « autres feuillus », ce qui peut provoquer beaucoup de confusion. Donc, en plus de vouloir identifier un groupe

d'essence spécifique, la composante « âge » vient complexifier le caractère flou des classes sélectionnées.

Intégration aux polygones forestiers

Le caractère flou de la stratification est également présent pour certaines strates de la carte écoforestière traitée. Certains regroupements d'essence assignés aux polygones forestiers peuvent être assez vagues sur la structure du peuplement (par exemple « FTR », « FT », « EOR » qui désignent respectivement des peuplements de feuillus tolérants avec résineux, feuillus tolérants et érables rouges avec résineux). L'intégration de la classification par objet de l'image SPOT-5 aux polygones forestiers ouvre la porte à une analyse plus détaillée de certains de ces peuplements. De plus, le niveau de détail obtenu par analyse numérique des images permet d'obtenir des informations qui étaient tout simplement absentes de la carte forestière d'origine. Par exemple, la carte photo-interprétée du site d'étude identifie environ 2530 ha de peuplements feuillus. De cette superficie, il y aurait 27 hectares identifiés comme résineux par la classification par objet SPOT-5 dont environ 12 hectares font partie de zones de moins de 4 hectares. C'est très peu, mais si l'on fait le même exercice avec la classe « mixte », la superficie grimpe à environ 567 ha. Un autre exemple est la présence d'environ 170 hectares classifiés comme « zones dégagées » (annexe 8) en peuplements feuillus. Cela peut provenir de plusieurs facteurs comme la présence d'anciennes récoltes par bandes qui seraient géométriquement décalées sur la carte forestière par rapport au terrain ou encore suggérer la présence de nombreuses trouées.

5.3. Perspectives

Suite à toutes ces analyses, nous pouvons nous demander quel rôle jouera cette carte forestière « améliorée » et soulever quelques pistes pour de futures recherches. Rappelons d'abord que l'hypothèse faisait référence à la planification forestière. Dans le présent projet, bien que les différentes classifications peuvent être consultées visuellement, la forme des polygones de la carte forestière n'a pas été modifiée. L'apport ajouté par l'intégration d'une classification aux polygones forestiers existants

s'est donc fait au niveau des attributs. L'utilisation de la carte forestière dans des SIG permet la création de toute une panoplie de requêtes reliées à ces attributs. La nature des requêtes et l'information qui en résulte dépend beaucoup des besoins des utilisateurs de la carte forestière. Par exemple, des requêtes peuvent être réalisées sur l'attribut « dénudé » en combinaison avec les données sur les perturbations forestière pour obtenir des informations sur les sites mal régénérés, ce qui pourrait permettre d'identifier les endroits qui sont potentiellement de bons sites pour des traitements sylvicoles comme la plantation ou le drainage. Un autre utilisateur pourrait interroger les polygones pour situer les habitats fauniques potentiels pour certaines espèces.

Dans le domaine de la planification forestière, une étape envisageable, suite à ce travail, pourrait impliquer d'utiliser de nouveaux attributs de la carte forestière issus de traitements d'images pour améliorer les calculs issus de modèles pour évaluer la possibilité forestière. Par contre, pour ce faire, le paramètre forestier relié à l'âge des peuplements devrait être ajouté à l'évaluation des principaux types forestiers. L'âge est d'ailleurs un des paramètres forestiers qui mériterait une étude plus approfondie. Les résultats de l'image SPOT-5 obtenus avec la classe « érablières », ayant une restriction au niveau de l'âge des peuplements, étaient intéressants et de bons résultats pourraient être attendus d'études portant particulièrement sur l'âge.

Une autre piste de recherche pourrait être de pousser plus loin l'essai qui a été fait pour combiner la classification par pixel et la classification par objet qui donnait de très bons résultats autant pour l'identification des classes que pour la taille des polygones.

La classification par objet de l'image IKONOS pourrait être travaillée davantage pour essayer d'obtenir de meilleurs résultats. Toutefois, le niveau de détail étant assez fin, il a été constaté que l'élaboration de règles de classification est très ardu à cause de la variabilité dans les images et il est raisonnable de déduire que les algorithmes qui font appel à la délimitation individuelle des cimes (Gougeon 1995) par calcul mathématique donnent de meilleurs résultats. L'amélioration des résultats avec les images IKONOS est donc incertaine et certainement associée à un travail d'analyse important.

Un autre aspect qui devrait être exploré est l'élaboration d'une carte de drainage plus précise à l'aide d'images satellites et d'informations contextuelles sur les pentes. L'élaboration de règles de classification par objet en ce sens, pourrait permettre d'identifier de façon plus spécifique certaines espèces de résineux comme le thuya qui pousse souvent dans des terrains mal drainés. Cela pourrait être une information très précieuse pour les professionnels qui font la planification forestière.

6. CONCLUSION

La carte forestière en forêt feuillue ou mixte comporte une grande diversité de peuplements. Cela complexifie à la fois la photo-interprétation et le traitement d'images satellites. Bien que la cartographie de tous les paramètres forestiers nécessaires pour la planification forestière en milieu feuillu, ne demeure possible, pour le moment, que par l'analyse minutieuse d'un photo-interprète d'expérience, le traitement d'images peut certainement apporter une contribution importante pour la connaissance forestière.

Ce projet consistait à appliquer deux types de classifications (par pixel et par objet) pour des images satellites de résolution spatiale variant entre 1 et 30 mètres afin d'élaborer une méthode permettant d'obtenir des informations plus spécifiques sur les îlots résineux, les érablières et les zones dégagées. Les différents traitements d'images réalisés ont montré qu'il était possible d'obtenir des informations supplémentaires à l'intérieur de polygones forestiers à l'aide d'une image de résolution spatiale avoisinant la grandeur du houppier individuel.

La classification non dirigée par pixel a permis de mieux reconnaître les différences spectrales entre les différentes classes. Par contre, elle dépend de la donnée présente dans l'image et exige de bonnes références par rapport au terrain pour l'assignation des groupes spectraux aux classes thématiques choisies. De son côté, la classification par objet a permis d'obtenir des polygones de forme et de taille beaucoup plus réalistes. Par contre, l'élaboration des règles de classification exige une très bonne connaissance du terrain et des phénomènes en cause en plus de demander beaucoup de temps de traitement. Toutefois, le temps investi initialement est regagné lorsque la méthode élaborée est appliquée de nouveau, ce qui peut être un avantage considérable pour l'application à d'autres images.

L'analyse en fonction de la résolution spatiale a permis de constater que pour les images IKONOS, la forme des objets obtenus par traitement d'images est très

intéressante et que certaines classes se distinguent assez bien. Par contre, la variabilité dans ces images entraîne un niveau de complexification du traitement qui peut être inadapté dans un contexte opérationnel. Pour l'image SPOT-5, les résultats sont très intéressants, et ce, pour les deux méthodes de classification. De plus, le satellite SPOT-5 offre la possibilité d'acquérir des images dont l'étendue spatiale est environ 20 fois supérieure à ce qui est possible avec une image IKONOS. Ainsi, même s'il y a peu d'études en foresterie qui utilisent des images SPOT-5, elles montrent un excellent potentiel en ce sens. Les résultats obtenus à partir d'une image ETM+ se sont avérés très bons par rapport aux échantillons de validation. De plus, le prix de ces images demeure très avantageux par rapport aux images SPOT-5. Toutefois, la taille et la géométrie des polygones résultants sont définitivement plus grossiers que ceux obtenus à partir de l'image SPOT-5. Ce qui peut être inadéquat dans un contexte de planification forestière.

De façon général, ce projet a fait ressortir que la classification par objet de l'image SPOT-5 permet d'obtenir des polygones d'une taille intéressante et permet également des améliorations substantielles pour la cartographie des îlots résineux et des endroits dégagés mais demande encore des efforts pour mieux identifier les érablières. La méthode résultante, bien que performante, peut être améliorée en plus d'être facilement réutilisable par d'autres personnes en adaptant les fonctions discriminantes aux besoins de futures recherches. L'intégration de cette classification aux polygones forestiers de Domtar Inc. permet d'évaluer la qualité de la carte forestière actuelle par rapport aux principaux types forestiers et d'y détecter les erreurs. Les thèmes intra-polygonaux analysés étaient relativement simples. L'ajout de paramètres comme l'âge apporte un grand degré de confusion et, vu son importance, mérite d'être étudié plus attentivement. Malgré tout, cela a permis de produire une carte beaucoup mieux ajustée aux besoins reliés à la planification forestière.

Finalement, l'utilisation des SIG est très répandue dans l'industrie forestière et se remarque par la présence sur le marché d'outils de plus en plus performants et conviviaux pour l'analyse spatiale. Ce qui offre un avenir très prometteur pour le

mariage entre la donnée vectorielle, qui est bien adaptée pour les requêtes spatiales, et la donnée matricielle qui répond bien à la nature floue des milieux naturels. Cette union, qui a été réalisée ici avec succès, portera certainement ses fruits qui seront attendus avec impatience.

REFERENCES

- Avery, T.E., Burkhardt, H.E. (2002). *Forest measurements*. Fifth edition, McGraw Hill higher education, New York, 456 pages.
- Baatz, M. and Schäpe, A. (2000), Multiresolution segmentation - an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation in *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung*, vol xii, Strobl., Blaschke and Griesebner. Heidelberg: Wichmann-Verlag, 12-23, 2000.
- Barrette, Y., Gauthier, G., Paquette, A. (1996) dans Ordre des ingénieurs forestiers du Québec, *Manuel de foresterie*. presses de l'Université Laval, Sainte-Foy, 1428 pages.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M. (2004), Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of photogrammetry & remote sensing*, vol. 58, p. 239-258.
- Bergeron, M. (1993). *Vocabulaire de la géomatique*. Cahiers de l'Office de la langue française, Publications du Québec, Gouvernement du Québec, 41 pages.
- Bonn, F. (dir.) (1992). *Précis de télédétection, volume 1: Principes et méthodes*. PUQ/AUPELF, Sainte-Foy, 485 pages.
- Brimicombe, A. (2003). *GIS Environmental modelling and engineering*. Taylor and Francis, New York, 312 pages.
- Burrough, P.A. (1986). *Principles of geographical information systems for land resources assessments*. Monographs on soil and resources survey, no 12, Oxford science publications, Netherlands, 194 pages.
- Cao, C., Lam, N.S. (1997). Understanding the scale and resolution effects in remote sensing and GIS. In *Scale in remote sensing and GIS*, D.A. Quattrochi et M.F. Goodchild (eds), Lewis Publishers, p.57-72.
- Coburn, C.A., Roberts, A.C.B. (2004), A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *International journal of remote sensing*, vol. 25, no 20, p. 4287-4308.
- Coops, N. and Culvenor, D. (2000), Utilizing local variance of simulated high spatial resolution imagery to predict spatial pattern of forest stands. *Remote Sensing of Environment*, vol. 71, no 3, p.248-260.
- Erikson, M. (2004), Species classification of individually segmented tree crowns in high-resolution aerial images using radiometric and morphologic image measures. *Remote sensing of environment*, no 91, p.469-477.
- Flanders, D., Hall-Beyer, M., Pereverzoff, J. (2003), Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction, *Canadian journal remote sensing*, Vol. 29, no. 4, pp. 441-452.
- Fournier, R.A., Edwards, G., Eldridge, N.R. (1995), A catalogue of potential spatial discriminators for high spatial resolution digital images of individual crowns. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no 3, p. 285-298.

- Franklin, S.E. (2001). *Remote Sensing for Sustainable Forest Management*. Lewis Publishers, London, 407 pages.
- Franklin, S.E., Hall, R.J., Moskal, L.M., Maudie, A.J. and Lavigne, M.B. (2000), Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, p.61-79.
- Franklin, S.E., Wulder, M.A., Gerylco, G.R. (2001), Texture analysis of Ikonos panchromatic data for Douglas fir forest age class separability in British Columbia. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 22, no 13, p.2627-2632.
- Gibson, P.J., Power, C.H. (2000) *Introductory remote sensing : digital image processing and applications*. Routeledge, London, 236 pages.
- Goodchild, M. (2001), Models of scale and scales of modelling, art. provenant du livre *Modelling Scale in geographical Information Science*. Tate & Atkinson. John Wiley & sons Ltd.
- Goodchild, M., Jeansoulin, R. (1998). *Data quality in geographic information - From error to uncertainty*. Éditions Hermes, Paris. 192 pages.
- Goodchild, M.F., Quattrochi, D.A. (1997). Scale, multiscaling, remote sensing and GIS. In *Scale in remote sensing and GIS*, D.A. Quattrochi et M.F. Goodchild (eds), Lewis Publishers, p.1-12.
- Gougeon, F (1995), A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no 3, p. 274-284.
- Gougeon, F.A. (1996) dans Ordre des ingénieurs forestiers du Québec, *Manuel de foresterie*. presses de l'Université Laval, Sainte-Foy, 1428 pages.
- Gustafson, Eric J. (1998), Quantifying landscape spatial pattern : what is the state of the art, *Ecosystems*, 1, pp. 143-156
- Haralick, R.M., Shanmugan, K., Dinstein, I. (1973), Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man and cybernetics*, vol. SMC-3, no 6, p.610-621.
- Hoffbeck, J. P., Landgrebe, D. A. (1996), Classification of Remote Sensing images having high spectral resolution, *Remote Sensing of environment*, vol. 57, no 3, p.119-126.
- Howard, J. (1991). *Remote sensing of Forest resources*. Chapman et Hall, Londres, 420 pages.
- Hyypä, H.J., Hyypä, J.M. (2001), Effects of stand size on the accuracy of remote sensing-based forest inventory. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol.39, no.12, p. 2613-2621.
- Jensen, J.R. (2005). *Introductory digital image processing. A remote sensing perspective*. Prentice Hall, 526 pages.
- Kartikeyan, B., Gopalakrishna, B., Kalubarme, M.H. and Majumder, K.L. (1994), Contextual techniques for classification of high and low resolution remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, no 5, p.1037-1051.

- Kayitakire, F. , Giot, P., Defourny, P. (2002), Discrimination automatique de peuplements forestiers à partir d'orthophotos numériques couleur : un cas d'étude en Belgique. *Journal canadien de télédétection*, vol. 28, no 5, p. 629-640.
- Kayitakire, F., Farcy, C., Defourny, P. (2002) IKONOS-2 imagery potential for forest stands mapping, ForestSAT symposium , Edimburgh, 2002.
- Kellndorfer, J.M., Ulaby, F.T. (2003), Biomass inversion from SAR using object oriented image analysis techniques, *IEEE*.
- Kressler, F.P., Kim, Y.S., Steinnocher, K.T. (2003), Object-oriented land cover classification of panchromatic KOMPSAT-1 and SPOT-5 data. *IEEE*.
- Leckie, D. G., Gougeon, F.A., Walsworth, N., Praradine, D. (2003) Stand delineation and composition estimation using semi-automated individual tree crown analysis. *Remote sensing of environment*, no 85, p. 355-369.
- Létourneau, J.P. (1999). *Norme de cartographie écoforestière : confection et mise à jour*. Ministère des Ressources naturelles du Québec, Forêt Québec, Direction des inventaires forestiers, 82 pages.
- Lillesand, T., Kiefer, R. (2000). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons inc., New York, 724 p.
- Lillesand, T., Kiefer, R., Chipman, J. (2004). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons inc., New York, 763 p.
- Longley, P.A, Goodchild, M.F., Maguire, D.J., Rhind,D.W. (2001). *Geographic information systems and science*. John Wiley & Sons Ltd, New York, 454 pages.
- Malczewski, J. (1999). *Gis and multicriteria decision analysis*. John Wiley & Sons inc., New York, 729 p.
- Marceau, D. J. (1999), The scale issue in social and natural sciences. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no 4, p.347-356.
- Marceau, D. J. et Hay, G. J. (1999), Remote sensing contributions to scale issues. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no 4, p.357-366.
- Matejek, S. (1989). *Évaluation de rehaussements d'images TM et HRV pour la cartographie forestière : application à la forêt de Watopeka, Québec*. Mémoire de maîtrise. Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke 66 pages.
- McRoberts, R.E., Wendt, D.G., Nelson, M.D., Hansen, M.H. (2002), Using a land cover classification based on satellite imagery to improve the precision of forest inventory area estimates. *Remote sensing of environment*, no 81, p. 36-44.
- Muinonen, E., Mltamo, M., Hyppanen, H., Vainikainen, V. (2001), Forest stand characteristics estimation using a most similar neighbor approach and image spatial structure information. *Remote sensing of environment*, no 78, p. 223-228.
- Payn, T.W., Hill R.B., Hock B.K., Skinner M.F., Thorn A.J., Rijkse W.C. (1999), Potential for the use of GIS and spatial analysis techniques as tools for monitoring changes in forest productivity and nutrition, a New Zealand example, *Forest Ecology and Management*, 122, p. 187-196.

- Podest, E., Saatchi, S. (2002), Application of multiscale texture in classifying JERS-1 radar data over tropical vegetation. *International journal of remote sensing*, vol. 23, no 7, p. 1487-1506.
- Puech, C., Boureau, J.G., JeanJean, H., Arnaud, M. (2002), Utilisation des données haute résolution de SPOT 5 pour caractériser la texture forestière : application aux besoins de l'inventaire forestier national. *Bulletin de la Société française de photogrammétrie et de télédétection*, vol. 165, p.137-147.
- Rautiainen, M., Stenbert, P., Nilson, T., Kuusk, A. (2004), The effect of crown shape on the reflectance of coniferous stands. *Remote sensing of environment*, no 89, p. 41-52.
- Research systems Inc. (2001) Guide de l'utilisateur ENVI 3.5. Etats-Unis.
- Ressources naturelles Canada (2004). L'état des forêts au Canada 2003-2004. Site internet www.nrcan.gc.ca/cfs-scf/national/what-quoi/sof/sof04/profileQC_f.html. Janvier 2005.
- Richards, J.A., Jia, X. (1999). *Remote sensing digital image analysis – An Introduction*. Springer-Verlag, Australia, 363 pages.
- Robert, D. (1996) dans Ordre des ingénieurs forestiers du Québec, *Manuel de foresterie*. presses de l'Université Laval, Sainte-Foy, 1428 pages.
- Saint-Onge, B.A., Cavayas, F. (1995), Estimating forest stand structure from high resolution imagery using the directional variogram. *International journal of remote sensing*, vol. 16, no.11, p. 1999-2021.
- Sande, C.J., Jong, S.M., Roo, A.P.J. (2003), A segmentation and classification approach of IKONOS-2 imagery for land cover mapping to assist flood risk and flood damage assessment, *International journal of applied earth observation and geoinformation*, vol. 4, p. 217-239.
- Schiewe, J. (2002), Segmentation of high-resolution remotely sensed data-concepts, applications and problems, Symposium on geospatial theory, processing and applications, Ottawa, 2002.
- Schowengerdt, R. A. (1983). *Technique for image processing and classification in remote sensing*. Academic press, New York, 249 pages.
- Schowengerdt, R.A. (1997). *Remote Sensing models and methods for image processing*. Academic press, San Diego, 522 pages.
- Teillet, P.M., Staenz, K., Williams, D.J. (1997) Effects of spectral, spatial and radiometric characteristics on remote sensing vegetation indices of forested regions. *Remote sensing of environment*, no 61, p. 139-149.
- Toutin, T. (2004), Review article : Geometric processing of remote sensing images : models, algorithms and methods. *International journal of remote sensing*, vol. 25, no.10, p. 1893-1924.
- Townsend, Philip A. (2000), A Quantitative Fuzzy Approach to Assess Mapped Vegetation Classifications for Ecological Applications, *Remote Sensing of Environment*, 72, pp. 253-267

- Verbyla, D.L. (1995). *Satellite remote sensing of natural resources*. Lewis publishers, New York, 224 pages.
- Woodcock, C.E., Strahler, A.H. (1987), The factor of scale in remote sensing. *Remote sensing of environment*, no 21, p. 311-332.
- Wulder, M.A., Skakun, R.S., Kurz, W.A., White, J.C. (2004), Estimating time since forest harvest using segmented Landsat ETM+ imagery. *Remote sensing of environment*, no. 93, p. 179-187.
- Zukowsky, P.M., Bussell, M.A., Power, C. and Teeuw, R.M. (2001), Quantitative accuracy assessment of contextually filtered classified images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 22, no 16, p. 3202-3222.

ANNEXES

Annexe 1 - Liste des types de peuplements présents dans la zone d'étude

Type	Gr. ess.	Autre	Jeune	Mature	Total
Autre	AL	178,4	0,0	0,0	178,4
	DH	98,7	0,0	0,0	98,7
	EAU	139,8	0,0	0,0	139,8
	GR	1,7	0,0	0,0	1,7
	LTE	98,5	0,0	0,0	98,5
Total autre		517,0	0,0	0,0	517,0
En régénération	Très jeune	470,4	0,0	0,0	470,4
Total en régénération		470,4	0,0	0,0	470,4
Feuillu	BBPE	0,0	68,1	0,0	68,1
	BJ	0,0	17,7	30,6	48,2
	EO	0,0	456,6	80,3	536,9
	ER	0,0	25,2	0,0	25,2
	ERBJ	0,0	392,2	357,5	749,7
	ERFT	0,0	450,1	273,5	723,6
	FT	0,0	39,4	0,0	39,4
	PEBB	0,0	11,3	0,0	11,3
	PEPE	0,0	68,5	0,0	68,5
	Très jeune	0,0	259,5	0,0	259,5
Total feuillu		0,0	1788,5	741,8	2530,4
Mélangé	BB1E	0,0	17,1	0,0	17,1
	BB1S	0,0	0,0	16,7	16,7
	BJ-R	0,0	175,2	11,1	186,3
	EOR	0,0	138,6	115,7	254,3
	ERR	0,0	0,0	15,3	15,3
	FIPES	0,0	15,3	0,0	15,3
	FTR	0,0	89,3	0,0	89,3
	PE1S	0,0	29,7	0,0	29,7
	RBJ-	0,0	82,5	16,9	99,4
	REO	0,0	13,1	54,6	67,7
	SFI	0,0	0,0	2,5	2,5
	Très jeune	0,0	160,8	0,0	160,8
Total mélangé			270,0	709,7	979,7
Résineux	CS	0,0	0,0	21,5	21,5
	ES	0,0	0,0	76,8	76,8
	RC	0,0	11,6	0,0	11,6
	SC	0,0	53,0	0,0	53,0
	SE	0,0	0,0	137,1	137,1
	SS	0,0	86,1	99,5	185,6
	Très jeune	0,0	116,3	0,0	116,3
Total résineux		0,0	266,9	334,9	601,8
Total		987,4	2777,0	1309,5	5073,9

Annexe 2 - Cartes appuyant la méthodologie

Les images composites incluses dans l'annexe 2 proviennent de :

- l'image Ikonos panchromatique ;
- l'image Ikonos multispectrale bandes PIR, rouge et vert à 55 % de transparence et
- l'image Spot-5 multispectrale bandes PIR, rouge et vert à 55 % de transparence.

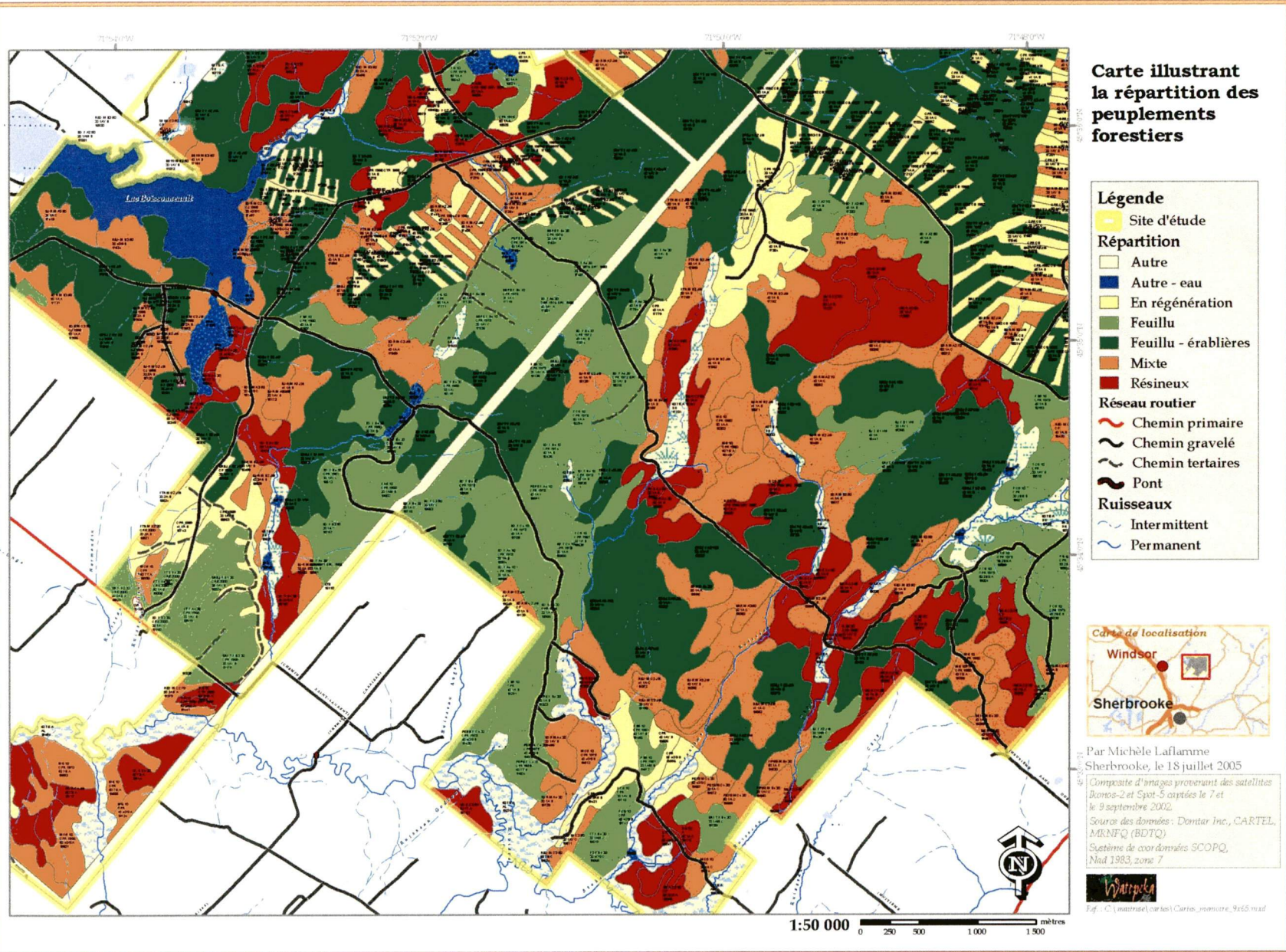


Figure 26 Carte illustrant la répartition des peuplements pour le site d'étude

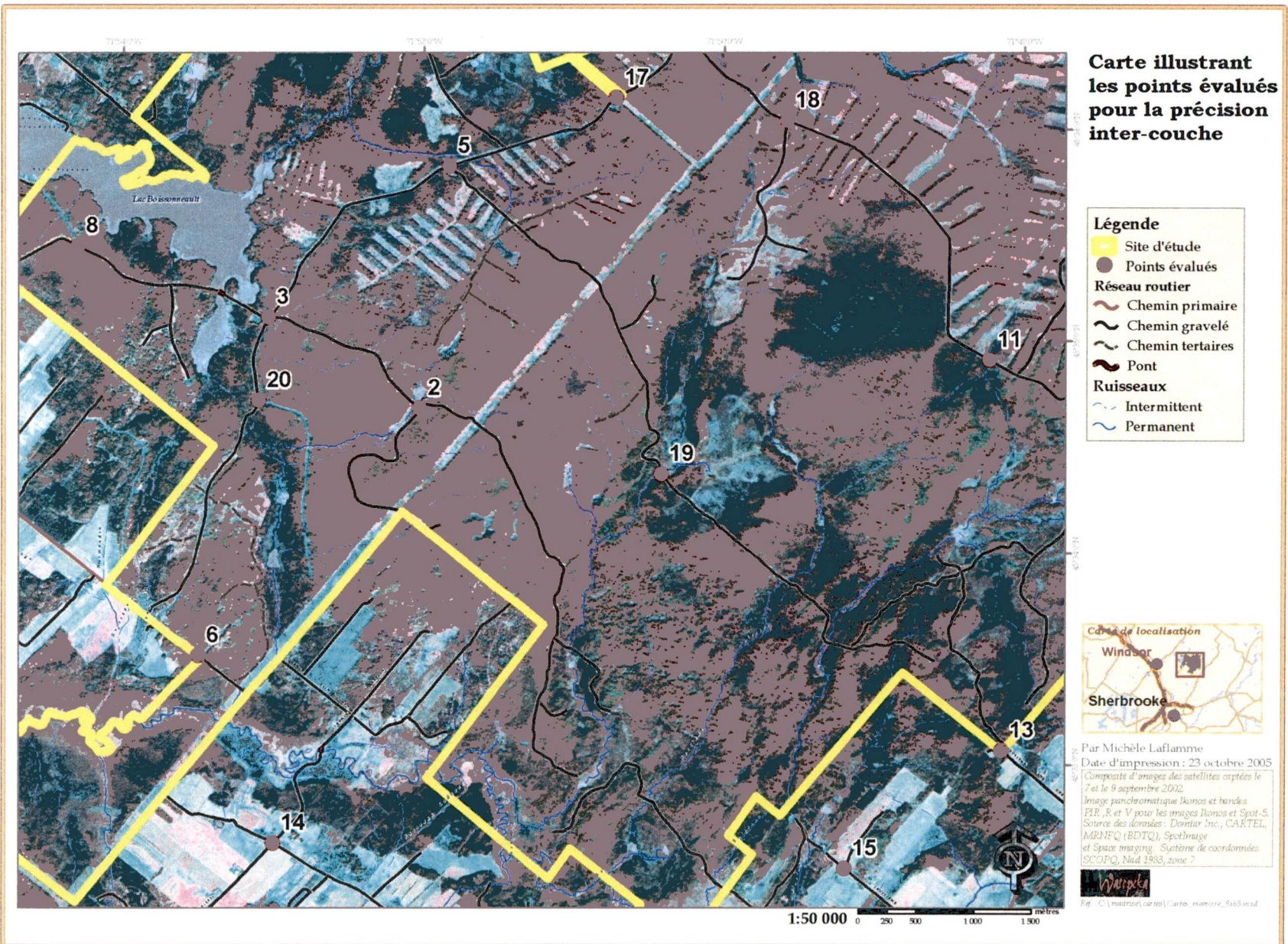
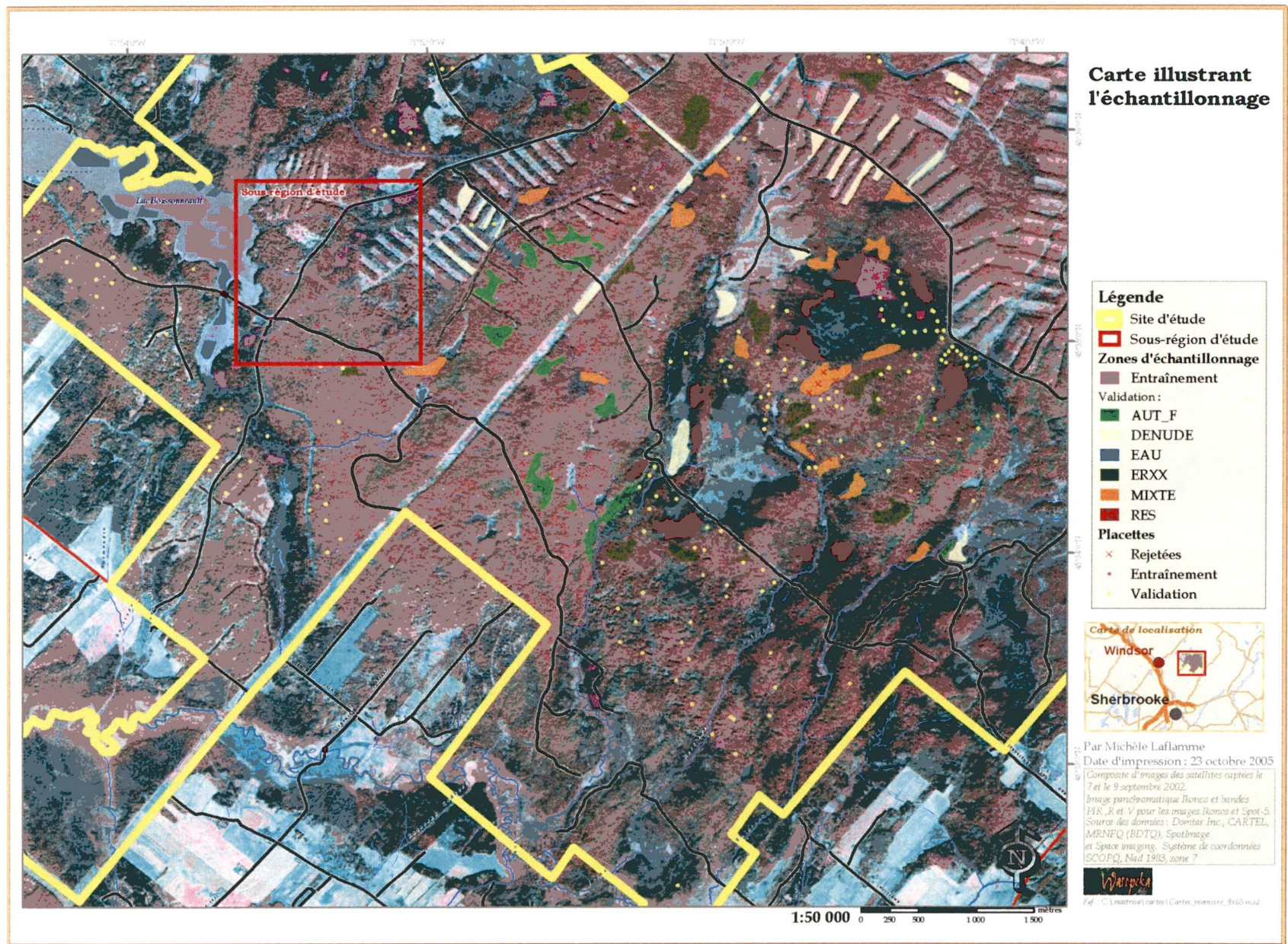


Figure 27 Carte montrant la répartition des points utilisés pour comparer la précision relative des couches

Figure 28 Carte illustrant l'échantillonnage



Annexe 3 - Hiérarchies des classes pour la classification par objet

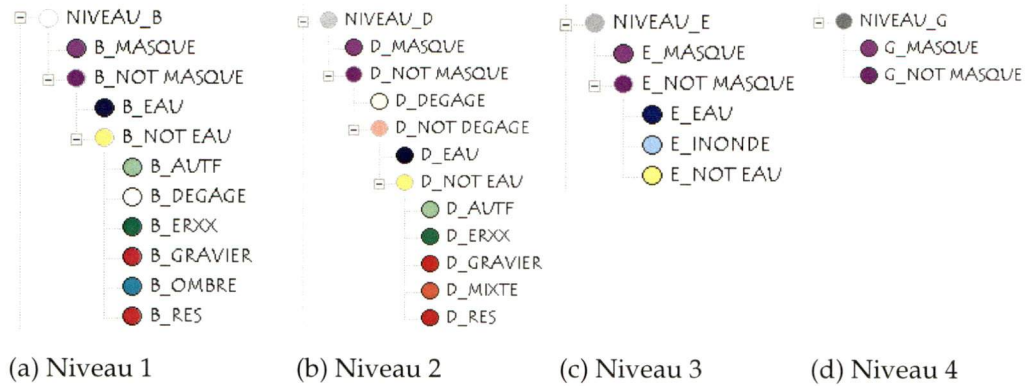


Figure 29 Hiérarchies des classes pour l'image IKONOS

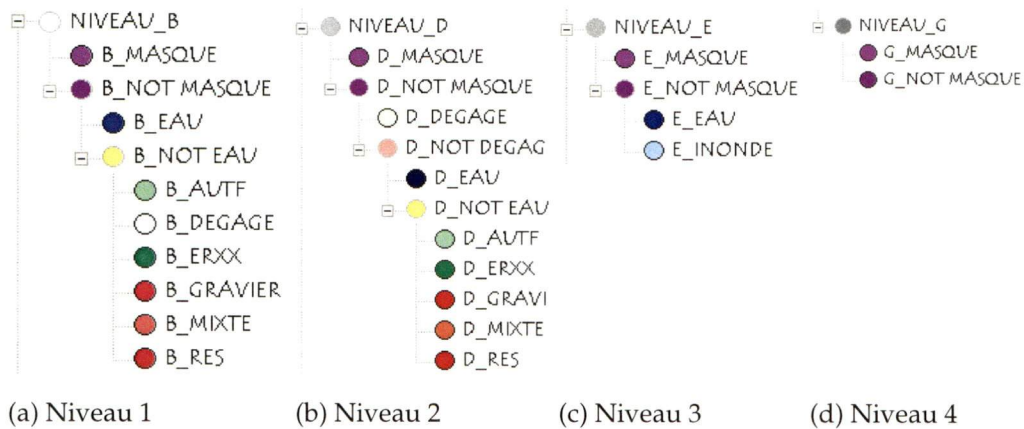


Figure 30 Hiérarchies des classes pour l'image SPOT-5

Annexe 4 - Règles de classification et fonctions discriminantes pour les classes secondaires

Fonctions discriminantes pour les zones mixtes (« MIXTE »)

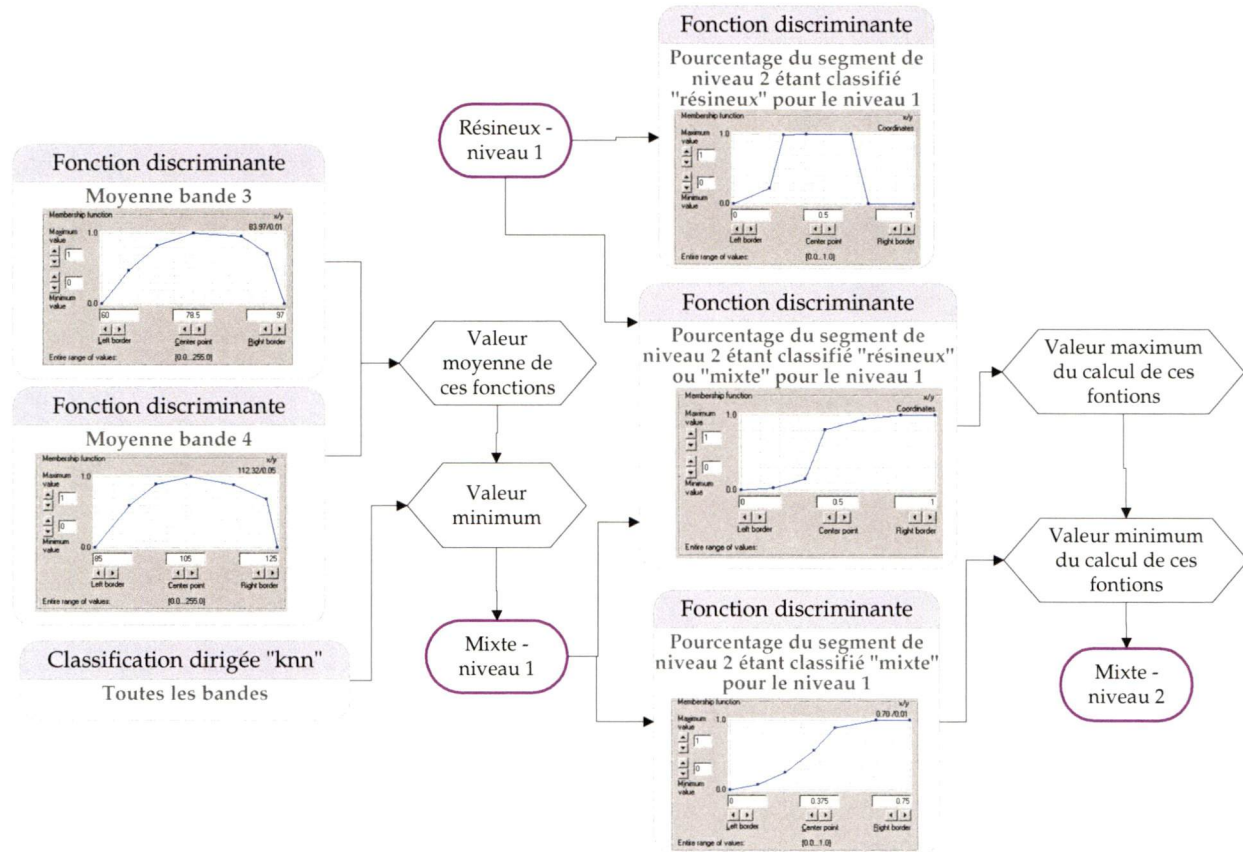


Figure 31 Processus pour générer la classe « mixte » pour l'image SPOT-5

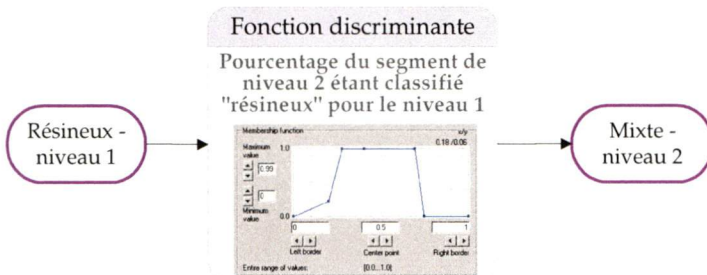


Figure 32 Processus pour générer la classe « mixte » pour les images IKONOS

Fonctions discriminantes pour les autres feuillus (« AUT_F »)

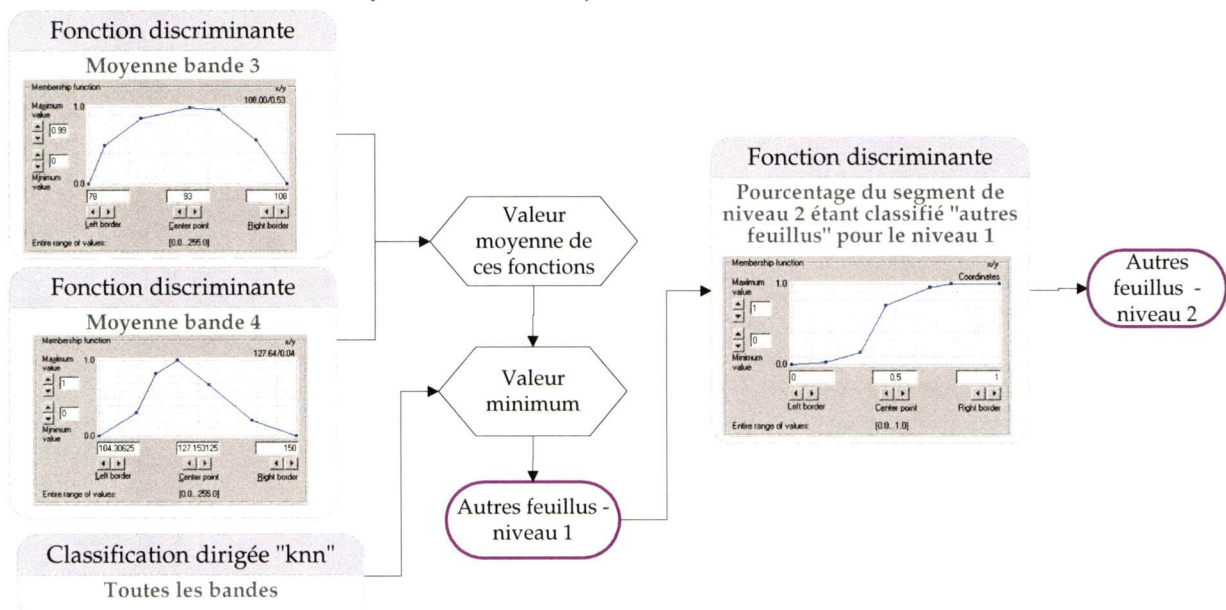


Figure 33 Processus pour générer la classe « autres feuillus » pour l'image SPOT-5

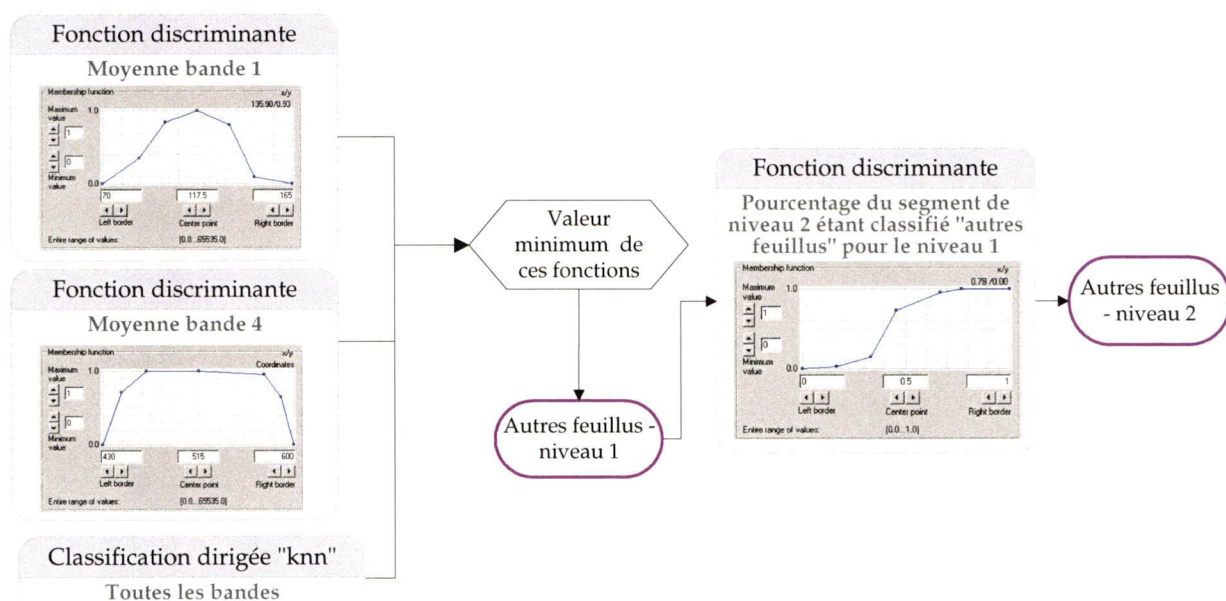


Figure 34 Processus pour générer la classe « autres feuillus » pour les images IKONOS

Fonctions discriminantes pour l'eau (« EAU »)

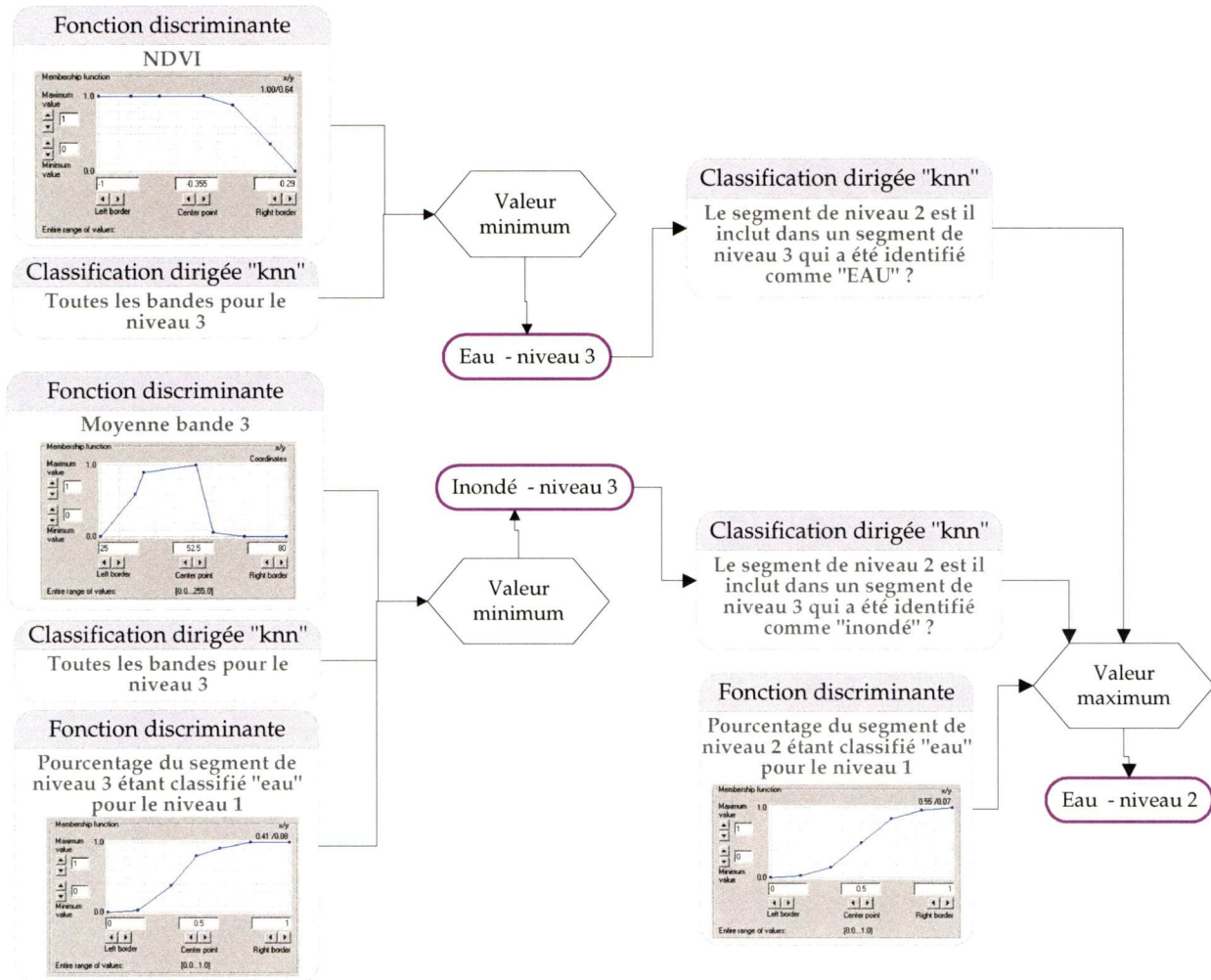


Figure 35 Processus pour générer la classe « eau » au niveau 2 pour l'image SPOT-5

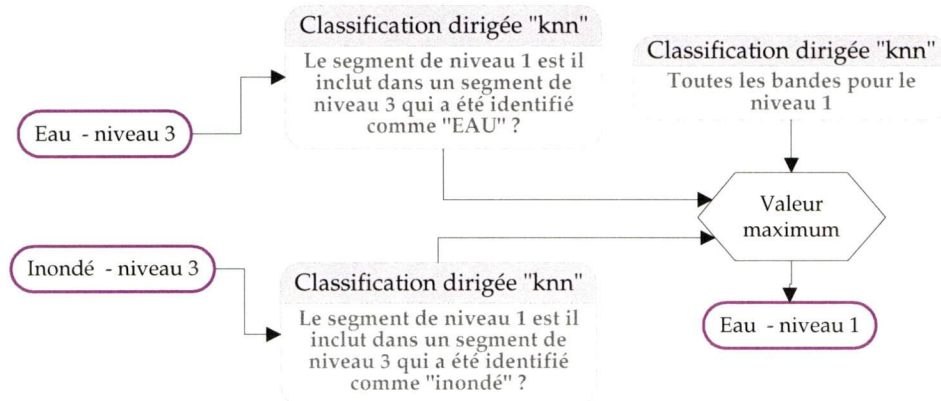


Figure 36 Processus pour générer la classe « eau » au niveau 1 pour l'image SPOT-5

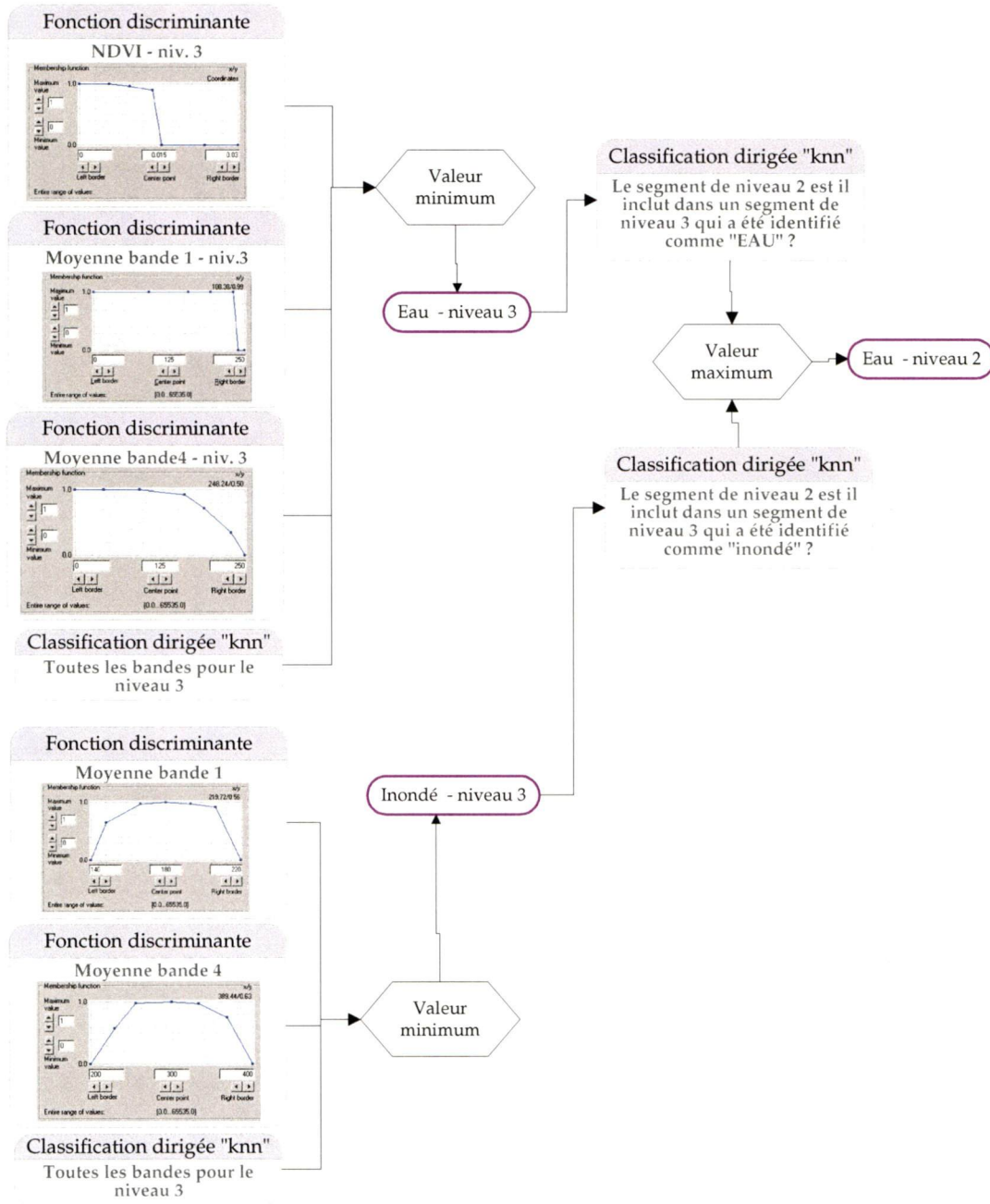


Figure 37 Processus pour générer la classe « eau » au niveau 2 pour les images IKONOS

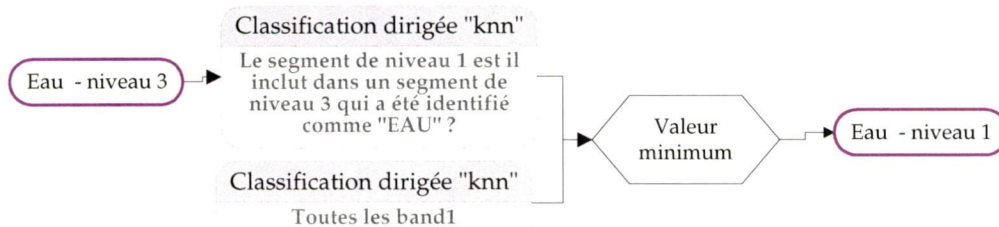


Figure 38 Processus pour générer la classe « eau » au niveau 1 pour les images IKONOS

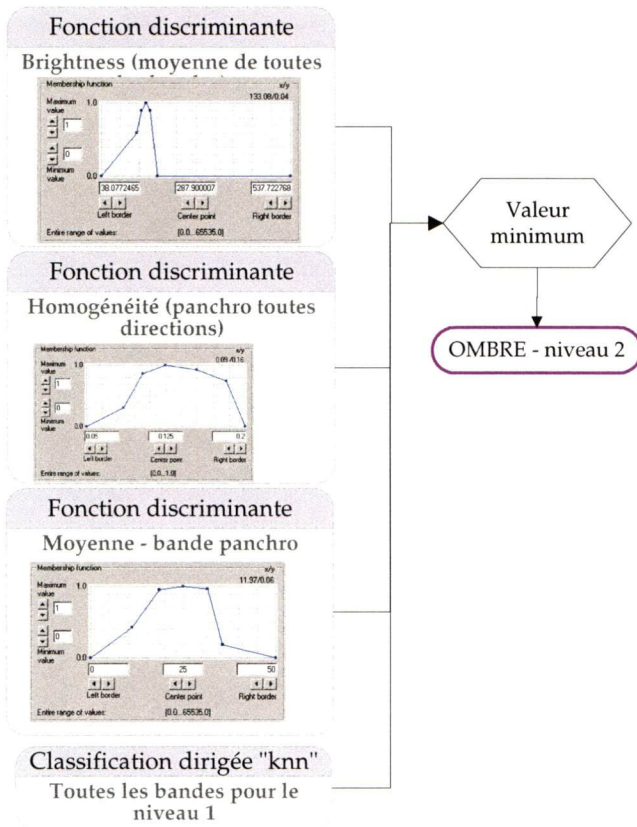


Figure 39 Processus pour générer la classe « ombre » pour les images IKONOS

Annexe 5 - Matrices de confusion pour les images classifiées

Classification par objet – images IKONOS

Tableau 19 Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par objet pour les images IKONOS

		PLACETTES				Total	%Util.	Proportion :
CLASSES		AUTF	ERXX	MIXTE	RES			
Classification	AUT_F	8	27	31		66	12,1%	(34,7%)
	ERXX	11	38	4		53	71,7%	(27,9%)
	MIXTE			14	6	20	70,0%	(10,5%)
	RES	1	1	12	27	41	65,9%	(21,6%)
	Total	20	66	61	33	180		
% Prod.		40,0%	57,6%	23,0%	81,8%	Précision :	48,3%	
Proportion :		(11,1%)	(36,7%)	(33,9%)	(18,3%)	Kappa :	33,1%	

Tableau 20 Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par objet pour les images IKONOS

		Zones de validation (superficie en ha)						Total	%Util.	Prop. :
CLASSES		AUT_F	DENUDE	EAU	ERXX	MIXTE	RES			
Classification	{AUTRE}	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,0%	(0,0%)
	{NON CLASSIFIE}	0,00	0,06	0,13	0,00	0,00	0,00	0,20	0,0%	(0,1%)
	AUT_F	7,47	2,66	0,10	27,30	23,54	0,95	62,02	12,0%	(28,0%)
	DENUDE	0,05	27,60	0,53	0,06	0,02	0,00	28,25	97,7%	(12,7%)
	EAU	0,00	0,00	15,70	0,00	0,00	0,00	15,70	100,0%	(7,1%)
	ERXX	27,08	4,32	0,00	20,60	3,34	0,00	55,35	37,2%	(25,0%)
	MIXTE	1,28	2,07	0,30	1,15	6,84	4,96	16,60	41,2%	(7,5%)
	RES	0,09	0,87	2,48	0,08	3,92	36,19	43,62	83,0%	(19,7%)
	Total	35,97	37,59	19,24	49,18	37,66	42,10	221,73		
% Prod.		20,8%	73,4%	81,6%	41,9%	18,2%	86,0%	Précision :	51,6%	
Proportion :		(16,2%)	(17,0%)	(8,7%)	(22,2%)	(17,0%)	(19,0%)	Kappa :	41,1%	

Classification par objet – image multispectrale du satellite SPOT-5

Tableau 21 Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par objet pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5

		PLACETTES				%Util.	Proportion :
CLASSES		AUTF	ERXX	MIXTE	RES		
Classification	AUT_F	9	28	13		50	18,0% (26,3%)
	ERXX	6	33	2		41	80,5% (21,6%)
	MIXTE	5	8	41	6	60	68,3% (31,6%)
	RES			7	27	34	79,4% (17,9%)
	Total	20	69	63	33	185	
% Prod.		42,9%	47,1%	63,1%	79,4%	Précision : 59,5%	
Proportion :		(10,8%)	(37,3%)	(34,1%)	(17,8%)	Kappa : 45,6%	

Tableau 22 Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par objet pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5

		Zones de validation (superficie en ha)						%Util.	Prop.:
CLASSES		AUT_F	DENUDE	EAU	ERXX	MIXTE	RES		
Classification	{AUTRE}	0,02	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	0,0% (0,0%)
	{NON CLASSIFIE}	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,0% (0,0%)
	AUT_F	10,74	2,36	0,18	22,80	5,12	0,08	41,29	26,0% (18,6%)
	DENUDE	0,10	28,98	0,25	0,00	0,00	0,00	29,34	98,8% (13,2%)
	EAU	0,00	0,12	18,20	0,00	0,00	0,00	18,33	99,3% (8,3%)
	ERXX	22,36	1,14	0,02	20,69	2,40	0,00	46,60	44,4% (21,0%)
	MIXTE	2,75	3,88	0,27	5,69	28,82	8,30	49,71	58,0% (22,4%)
	RES	0,00	1,05	0,32	0,00	1,31	33,72	36,40	92,6% (16,4%)
	Total	35,97	37,59	19,24	49,18	37,66	42,10	221,73	
% Prod.		29,9%	77,1%	94,6%	42,1%	76,5%	80,1%	Précision : 63,7%	
Proportion :		(16,2%)	(17,0%)	(8,7%)	(22,2%)	(17,0%)	(19,0%)	Kappa : 55,9%	

Classification par pixel – image multispectrale du satellite SPOT-5

Tableau 23 Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5

		PLACETTES					%Util.	Proportion
CLASSES		AUTF	ERXX	MIXTE	RES	Total		
Classification	AUTF	1	2			3	33,3%	(1,6%)
	DENUDE		1			1		(0,5%)
	ERXX	7	41	4		52	78,8%	(27,4%)
	MIXTE	12	23	44	1	80	55,0%	(42,1%)
	RES			8	33	41	80,5%	(21,6%)
	Total	20	67	56	34	177		
% Prod.		4,8%	58,6%	67,7%	97,1%	Précision : 67,2%		
Proportion :		(11,1%)	(36,8%)	(34,2%)	(17,9%)	Kappa : 55,1%		

Tableau 24 Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du satellite SPOT-5

		Zones de validation (superficie en ha)						%Util.	Prop. :
CLASSES		AUT_F	DENUDE	EAU	ERXX	MIXTE	RES		
Classification	AUT_F	6,00	0,55	0,00	3,43	0,61	0,01	10,60	56,6% (14,7%)
	DENUDE	1,37	32,27	0,65	0,10	0,11	0,02	34,51	93,5% (12,9%)
	EAU	0,00	0,00	17,28	0,00	0,00	0,00	17,28	100,0% (7,9%)
	ERXX	24,71	1,33	0,01	32,25	4,42	0,00	62,72	51,4% (25,0%)
	MIXTE	3,61	2,83	0,21	13,39	25,87	2,78	48,69	53,1% (23,3%)
	RES	0,29	0,61	1,09	0,01	6,63	39,30	47,93	82,0% (16,2%)
	Total	35,97	37,59	19,24	49,18	37,66	42,10	221,73	
% Prod.		16,7%	85,8%	89,8%	65,6%	68,7%	93,3%	Précision : 69,0%	
Proportion :		(16,2%)	(17,0%)	(8,7%)	(22,2%)	(17,0%)	(19,0%)	Kappa : 67,1%	

Classification par pixel – image multispectrale du capteur ETM+ de LANDSAT

Tableau 25 Matrice de confusion comparant les placettes de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du capteur ETM+ de LANDSAT

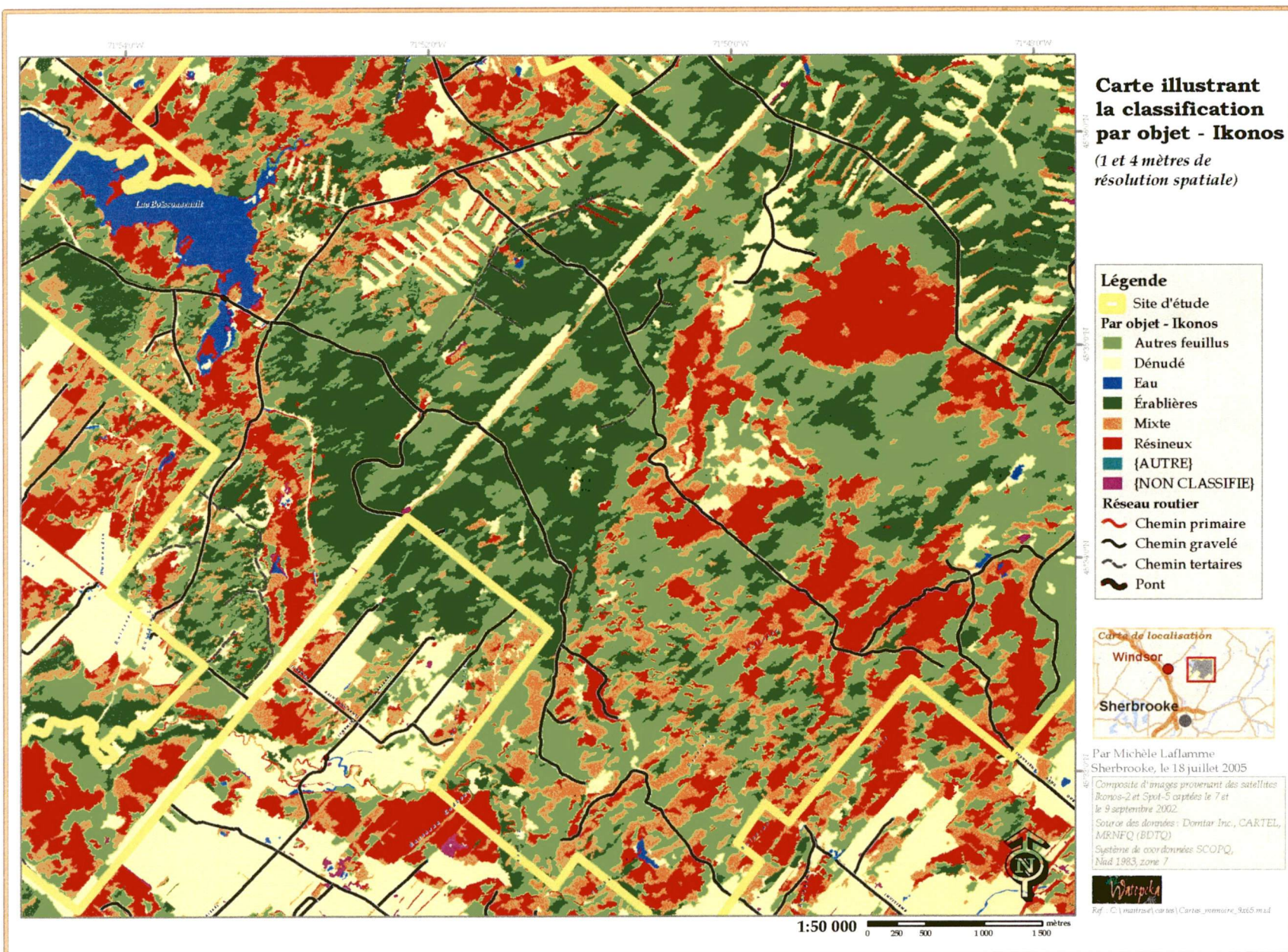
		PLACETTES				%Util.	Proportion :
CLASSES		AUTF	ERXX	MIXTE	RES		
Classification	AUT_F	13	37	19		69	18,8% (36,3%)
	DENUDE		1	1		2	0,0% (1,1%)
	ERXX	5	26	1		32	81,3% (16,8%)
	MIXTE	2	6	34	6	48	70,8% (25,3%)
	RES	1		10	28	39	71,8% (20,5%)
	Total	21	70	65	34	190	190
% Prod.		61,9%	37,1%	52,3%	82,4%	Précision : 53,2%	
Proportion :		(11,1%)	(36,8%)	(34,2%)	(17,9%)	Kappa : 42,3%	

Tableau 26 Matrice de confusion comparant les zones de validation et l'image classifiée par pixel pour l'image multispectrale du capteur ETM+ de LANDSAT

		Zones de validation (superficie en ha)						%Util.	Prop. :
CLASSES		AUT_F	DENUDE	EAU	ERXX	MIXTE	RES		
Classification	{AUTRE}	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,0% (0,0%)
	{NON CLASSIFIE}	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,0% (0,0%)
	AUT_F	9,13	3,06	0,06	25,56	7,28	0,13	45,23	20,2% (22,2%)
	DENUDE	0,79	32,44	0,77	0,03	0,05	0,05	34,13	95,1% (14,9%)
	EAU	0,00	0,00	16,49	0,00	0,00	0,00	16,49	100,0% (7,2%)
	ERXX	23,90	0,00	0,03	18,84	2,90	0,00	45,67	41,2% (20,1%)
	MIXTE	2,04	1,55	0,23	4,74	23,19	3,86	35,62	65,1% (16,2%)
	RES	0,11	0,53	1,66	0,00	4,24	38,06	44,60	85,3% (19,5%)
	Total	35,97	37,59	19,24	49,18	37,66	42,10	221,73	
% Prod.		25,4%	86,3%	85,7%	38,3%	61,6%	90,4%	Précision : 62,3%	
Proportion :		(15,7%)	(16,4%)	(8,4%)	(21,5%)	(16,4%)	(18,4%)	Kappa : 61,0%	

Annexe 6 - Cartes illustrant les classifications thématiques

Figure 40 Classification par objet pour les images IKONOS



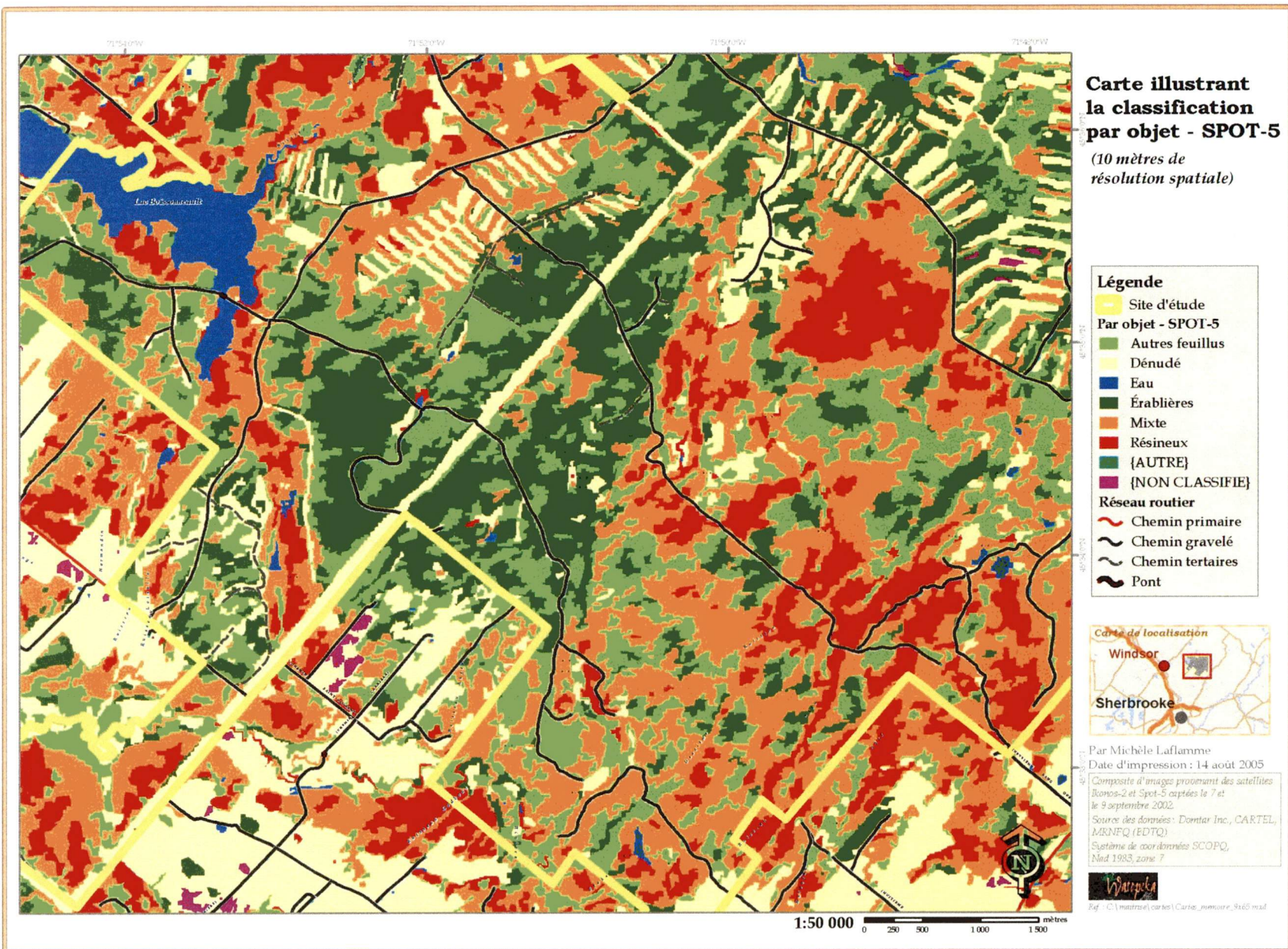


Figure 41 Classification par objet pour l'image du satellite SPOT-5

Figure 42 Classification par pixel pour l'image du satellite SPOT-5

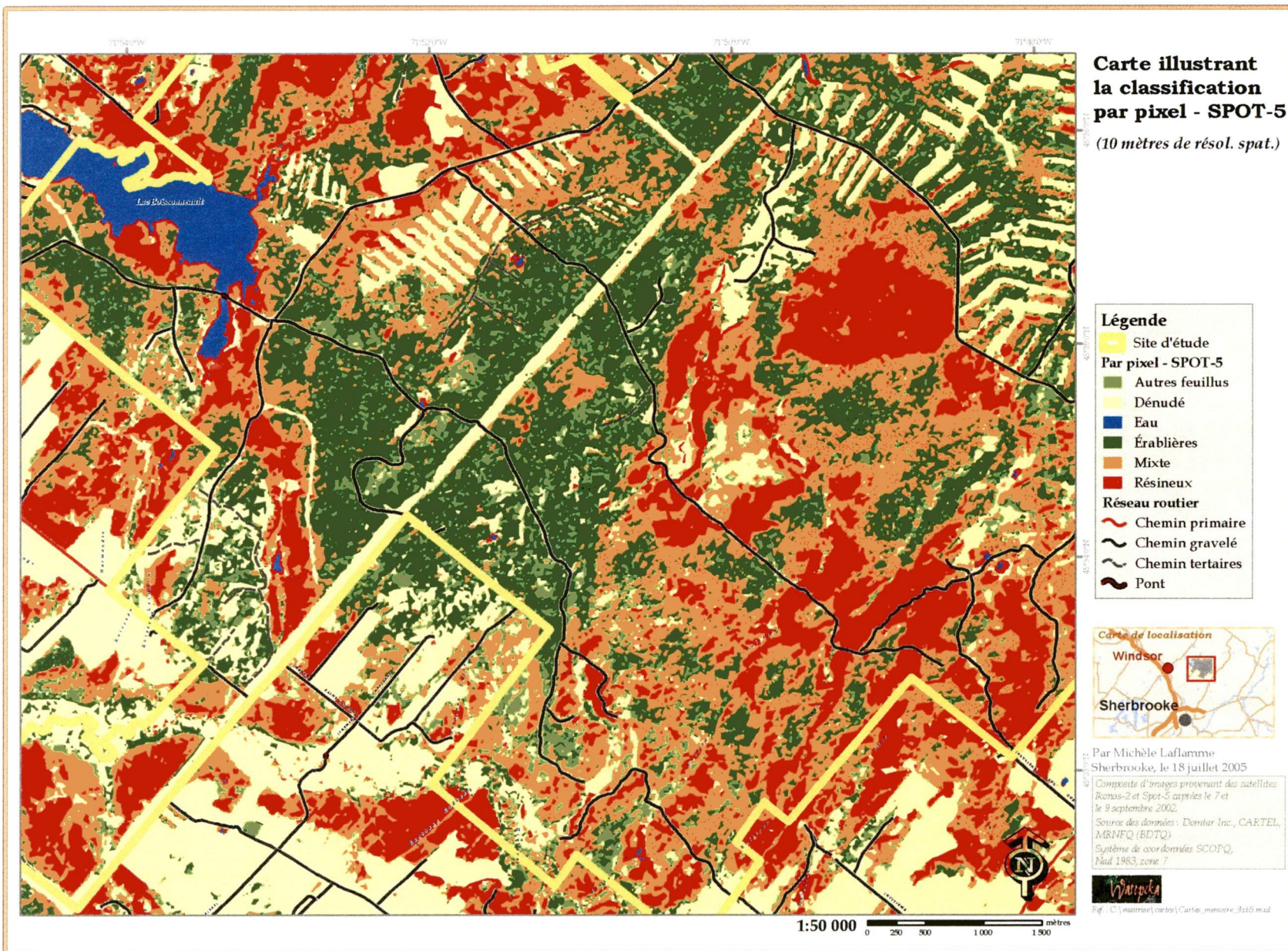
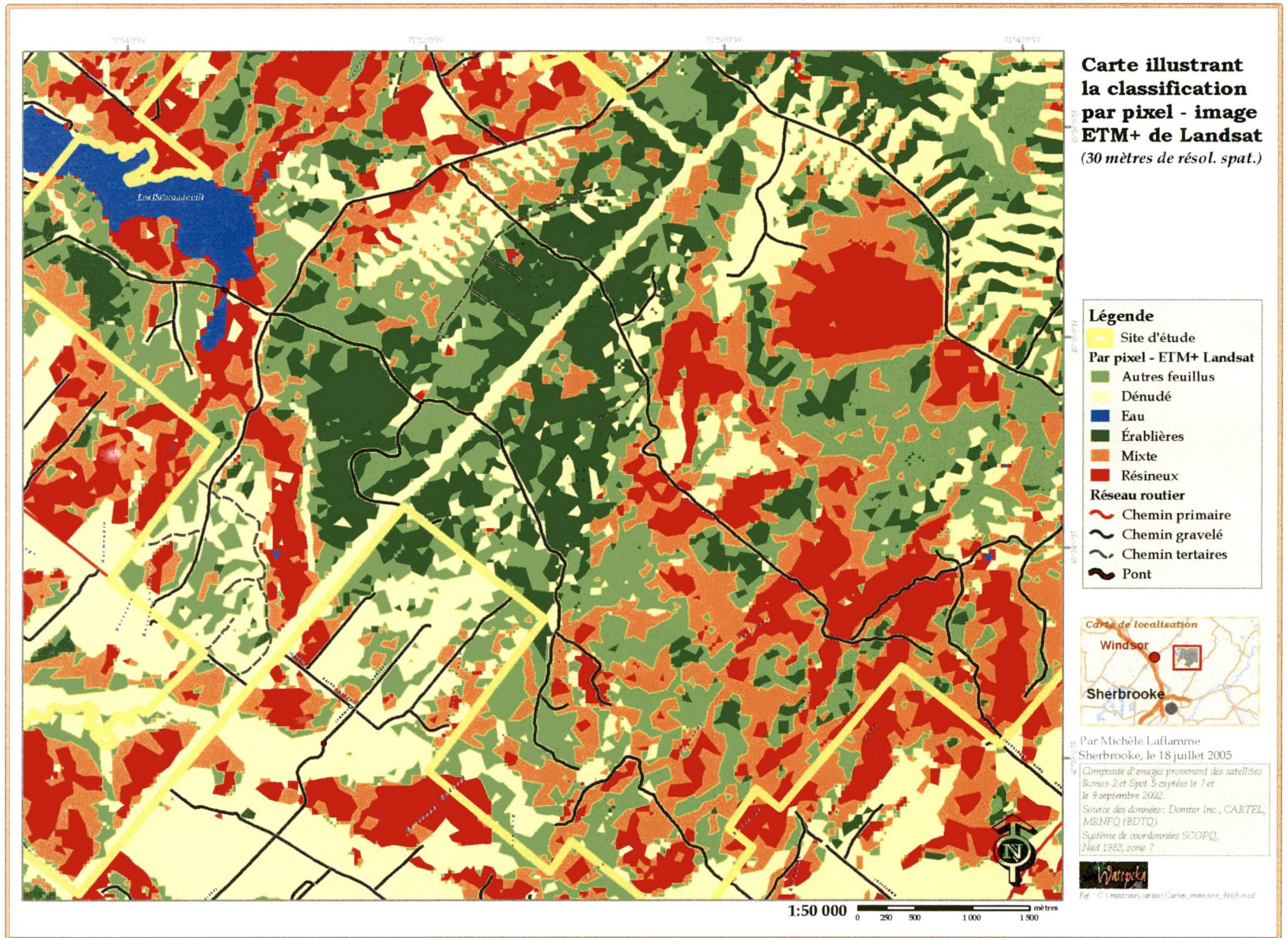


Figure 43 Classification par pixel pour l'image ETM+ de LANDSAT



Annexe 7 - Résultats pour les méthodes alternatives essayées

Tableau 27 Exactitudes globales pour trois méthodes alternatives

Image	Type de classification	Exactitude		Kappa	
		Zones	Placettes	Zones	Placettes
(A) SPOT-5	Par pixel et objet combinés	70,8%	68,6%	64,3%	56,6%
(B) SPOT-5	Par objet - knn seul	59,8%	54,1%	51,1%	40,3%
(C) IKONOS (multispectrale)	Par pixel	52,9%	63,9%	51,9%	45,4%

Tableau 28 Exactitudes par classe pour trois méthodes alternatives

Image	Type de classification	Valid.	AUT_F		DENUDE		EAU		ERXX		MIXTE		RES	
			%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod	%Util	%Prod
(A) SPOT-5	Méthodes combinées	Placettes	0,0%	0,0%	n/a		n/a		69,4%	71,4%	66,7%	73,8%	77,5%	91,2%
		Zones	61,4%	21,4%	98,3%	76,0%	100,0%	93,5%	54,8%	73,1%	55,0%	70,7%	83,9%	95,1%
(B) SPOT-5	Par objet - dirigée sans autres règles	Placettes	19,6%	47,6%	n/a		n/a		78,4%	57,1%	52,0%	40,0%	77,4%	70,6%
		Zones	28,2%	32,2%	97,4%	75,9%	100,0%	94,1%	44,2%	51,1%	45,2%	48,8%	96,1%	78,3%
(C) IKONOS (multi-spectrale)	Par pixel	Placettes	0,0%	0,0%	n/a		n/a		64,9%	98,0%	50,0%	3,3%	73,0%	70,6%
		Zones	15,0%	10,5%	79,0%	59,6%	95,0%	87,3%	43,2%	70,7%	37,0%	19,3%	64,1%	76,8%

Annexe 8 - Intégration aux polygones forestiers

Groupes d'essence de la carte forestière		Superficies en hectare par classe (image)						Total
		Résineux	Mélangé	Feuillu	Dénudé	Eau	Non classifié	
Autre (non forestier, récoltes récentes)		45,1	195,6	263,2	359,0	122,3	2,1	987,4
Total autre		45,1	195,6	263,2	359,0	122,3	2,1	987,4
Feuillu	(jeune)	7,5	102,8	130,3	16,4	2,6	0,0	259,5
	BBPE	0,9	6,1	58,6	2,4	0,0	0,0	68,1
	BJ	2,1	21,8	24,3	0,0	0,0	0,0	48,2
	EO	4,4	87,9	408,1	35,6	0,9	0,0	536,9
	ER	0,0	1,1	19,5	4,5	0,0	0,0	25,2
	ERBJ	5,4	219,4	476,6	42,1	5,1	1,1	749,7
	ERFT	6,4	124,1	528,1	64,1	0,3	0,6	723,6
	FT	0,1	7,0	29,4	2,8	0,0	0,0	39,4
	PEBB	0,0	9,2	2,1	0,0	0,0	0,0	11,3
	PEPE	0,0	12,1	54,2	2,2	0,0	0,0	68,5
Total feuillu		26,8	591,7	1731,2	170,1	8,9	1,7	2530,4
Mélangé	(jeune)	23,9	86,9	32,5	17,5	0,0	0,0	160,8
	BB1E	6,8	8,5	0,7	1,1	0,0	0,0	17,1
	BB1S	3,5	12,6	0,1	0,4	0,0	0,0	16,7
	BJ-R	8,6	95,9	71,5	10,0	0,3	0,0	186,3
	EOR	18,4	139,1	80,8	13,9	2,1	0,0	254,3
	ERR	0,2	9,8	5,3	0,0	0,0	0,0	15,3
	FIPEs	6,2	6,9	2,2	0,0	0,0	0,0	15,3
	FTR	7,0	52,0	27,9	2,3	0,0	0,0	89,3
	PE1S	5,0	17,7	6,9	0,1	0,0	0,0	29,7
	RBJ-	19,5	64,0	13,9	0,6	1,3	0,0	99,4
	REO	21,3	36,4	7,6	2,3	0,1	0,0	67,7
	SFI	1,6	0,5	0,3	0,0	0,0	0,0	2,5
Total mixte		122,1	530,3	249,7	48,3	3,9	0,0	954,4
Résineux	(jeune)	61,6	47,1	4,4	3,2	0,0	0,0	116,3
	CS	17,7	3,6	0,2	0,0	0,0	0,0	21,5
	ES	58,9	16,0	1,5	0,2	0,2	0,0	76,8
	RC	2,7	8,3	0,4	0,1	0,0	0,0	11,6
	SC	28,7	21,0	2,6	0,6	0,0	0,0	53,0
	SE	85,3	46,3	4,4	1,1	0,0	0,0	137,1
	SS	100,0	70,4	6,5	8,6	0,1	0,0	185,6
Total résineux		355,0	212,7	20,0	13,8	0,3	0,0	601,8
TOTAL		548,9	1530,3	2264,1	591,2	135,4	3,8	5073,9